

Département de géographie et télédétection
Faculté des lettres et sciences humaines
Université de Sherbrooke

La cartographie de la fraction du rayonnement photosynthétiquement actif
(FPAR) des peuplements d'épinette noire (*Picea mariana*) en Abitibi à l'aide
d'une image satellitaire de Landsat ETM+

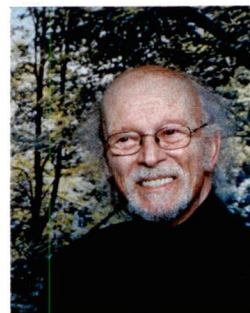
Stéphanie Brazeau

Mémoire présenté pour l'obtention du grade de maîtrise ès sciences (M.Sc.) en
géographie, cheminement télédétection

Décembre 2004

© Stéphanie Brazeau, 2004

CA
DON



À la mémoire de mon père Omer Brazeau 1922 – 2005
Humaniste

« Il ne suffit pas d'avoir des idées
mais le courage de passer à l'action, de s'investir et de persévérer.
Aimer et aider son prochain c'est aussi faire le don de soi...
L'ouverture d'esprit permet aussi d'oser et aller plus loin que le raisonnable,
de nous donner de la force au cœur,
une force tranquille et rassurante,
la force d'accomplir et de réussir. »

à son

UNIVERSITÉ DE SHERBROOKE
BIBLIOTHÈQUE - CARTOTHÈQUE

REÇU LE

06 MAI 2005

Directeur de recherche : Dr. Richard Fournier, Professeur agrégé au Département de Géographie et Télédétection de l'Université de Sherbrooke

Membre du jury :

Dr. Alain Royer : Professeur au CARTEL, Département de Géographie et de Télédétection de l'Université de Sherbrooke

Dr. Benoît St-Onge : Professeur, Département de Géographie de l'Université du Québec à Montréal

Stéphanie Brazeau, (2004) La cartographie de la fraction du rayonnement photosynthétiquement actif (FPAR) des peuplements d'épinette noire (*Picea mariana*) en Abitibi à l'aide d'image satellite de Landsat ETM+. Mémoire présenté pour l'obtention du grade de maîtrise ès sciences (M.Sc.) en géographie, cheminement télédétection. Université de Sherbrooke. 102 pages.

Résumé

La fraction du rayonnement photosynthétiquement actif absorbé (FPAR) par le couvert forestier est un intrant majeur des modèles de calcul de la productivité forestière. L'objectif de cette recherche est de développer une méthodologie pour calculer des valeurs de la $FPAR_{image}$ pour des peuplements d'épinette noire, à l'échelle régionale, à partir d'images satellitaires de Landsat. Les valeurs spectrales des images ont été utilisées pour le calcul de l'indice de surface foliaire (L) et de la FPAR. Certaines relations mathématiques ont été dérivées de données *in situ* de la campagne de terrain BOREAS (variables structurelles des peuplements forestiers, L et FPAR) et ensuite appliquées sur les placettes-échantillons temporaires (PET) en Abitibi, Québec. Les données de la FPAR ont été estimées en assumant une réduction du signal par la loi de Beer-Lambert en utilisant le L de la placette (L_{PET}). La comparaison des résultats de calcul de la FPAR, sur les placettes, obtenus entre notre méthode et celle provenant de mesures indépendantes de la campagne BOREAS ont montré de bons coefficients de détermination pour les peuplements d'épinette noire ($R^2 = 0,95$). Dans notre étude, des indices spectraux de végétation (SVI) et des bandes spectrales individuelles d'une image Landsat ETM+ (fin août) ont été testés pour estimer la FPAR ou le L des peuplements d'épinette noire d'une région d'étude en Abitibi. Les résultats de L obtenus avec les bandes spectrales individuelles ou les SVI ont indiqué qu'il était possible de calculer des valeurs de FPAR en faisant une sélection des valeurs spectrales reliées aux PET. Cette sélection est établie sur un calcul de la variabilité et de l'écart type des valeurs en réflectance des pixels au voisinage du pixel associé à la PET. En effet, le coefficient de détermination entre la bande 3 et les valeurs de FPAR a atteint un R^2 de 0,54 sur l'image d'août 2000, ce qui est supérieur aux valeurs retrouvées dans la littérature qui offrent un R^2 approximatif de 0,35 pour la forêt boréale à la même période de la saison de croissance. À partir des relations développées, une carte de la FPAR fut produite pour les peuplements de résineux de la région d'étude. La relation faible entre la FPAR et l'image ETM+ nous permet de suggérer que l'utilisation de la biomasse serait une alternative mieux adaptée à la cartographie (Fournier *et al.* 2003b). Toutefois, notre étude a permis de faire ressortir des aspects critiques pour obtenir des résultats significatifs pour les cas où l'utilisation de la FPAR serait requise.

Stéphanie Brazeau, (2004) Mapping Fraction of Photosynthetically Active Radiation (FPAR) of black spruce stands (*picea mariana*) in Abitibi with Landsat remote sensing imagery. Master's thesis submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc) Geography option remote sensing. University of Sherbrooke. 103 pages.

The fraction of photosynthetically active radiation (FPAR) absorbed by forest canopy is an important input to models for the calculation of forest productivity. This research focussed on developing a methodology to calculate FPAR of black spruce stands from using a Landsat ETM+ satellite image ($FPAR_{image}$) acquired in August 2000. A linear regression was calculated between the spectral values in the image and the leaf area index (L) or the FPAR of in situ plots. This was first accomplished from the use of in situ data on the structural variables of forest stands taken during the BOREAS field campaign. An *in situ* relationship between the stand biomass and the L was calculated for the BOREAS temporary sampling plots (TSP). $FPAR_{TSP}$ values were calculated from the Beer-Lambert law using L_{TSP} , stand structural information, and a light transmission coefficient taken from the scientific literature. The $FPAR_{TSP}$ values compared favorably with independent optical FPAR measurements leading to a regression with a determination coefficient of 0.95 for black spruce stands. This relationship was further applied to a series of TSP in Abitibi, Québec, which were contained in a pilot area. A relationship between either spectral vegetation index (SVI) or individual spectral bands of the Landsat ETM+ and L_{TSP} or $FPAR_{TSP}$ of black spruce TSP in the pilot area. The initial regressions were not conclusive. It was decided to remove the non representative TSP of the calculations based on variability and standard deviation of grey levels of a window of 9 pixels centered at the PET. With a reduced number of TSP we found a relationship between band 3 and the $FPAR_{TSP}$ with a R^2 of 0.54 on the ETM+2000 image. This result is clearly superior to the $R^2=0.35$ values found in literature for the same growing stage of Boreal forest. Based on the computed regression, a FPAR map was produced for the conifer stand of the study area. The low relation between the FPAR and the image suggest that the use of biomass would be a more adapted alternative for this mapping (Fournier *et al.* 2003b). In the cases where the use of FPAR is required, our study pointed out the critical aspects to consider in order to obtain significative results.

<i>Liste des figures</i>	<i>VI</i>
<i>Liste des tableaux</i>	<i>VIII</i>
<i>Liste des principaux symboles et acronymes</i>	<i>IX</i>
<i>Remerciements</i>	<i>X</i>
1 Introduction	1
2 Cadre théorique	3
2.1 Les modèles epsilon	3
2.2 Les mesures in situ du PAR et de ses variables dérivées	5
2.3 Les mesures de la FPAR par la loi de Beer-Lambert	11
2.3.1 Le coefficient d'atténuation de la lumière	12
2.3.2 L'indice de surface foliaire	13
2.3.2.1 Les mesures <i>in situ</i> du L	14
2.3.2.2 La cartographie du L	15
2.4 L'extraction de la FPAR de l'image satellite	16
2.4.1 Les indices spectraux de végétation	17
2.4.2 Les facteurs affectant la FPAR de l'image satellite	21
3 Matériel	23
3.1 La région pilote en Abitibi	23
3.2 Les données	26
3.2.1 L'image satellite	26
3.2.2 Les inventaires forestiers	26
4 Méthodologie	29
4.1 Mesures in situ de la FPAR	29
4.2 Le calcul de la FPAR sur l'image	32
4.3 Le processus de validation	35
5 Résultats et leurs analyses	38
5.1 Le calcul du L_{PET} et de la $FPAR_{PET}$	38
5.2 L'utilité des bandes spectrales et des SVI	43
5.3 L'évaluation des résultats	47
5.4 La carte de la FPAR	51
6 Discussion	54
6.1 Le calcul de L_{PET} et de la $FPAR_{PET}$	54
6.2 La relation entre les données $FPAR_{arcsin}$ et l'image	58
6.2.1 Le choix de la méthode d'association entre $FPAR_{arcsin}$ et l'image Landsat ETM+ et les caractéristiques des résultats	58
6.2.2 La vérification du modèle de régression	59
6.2.3 L'utilité du modèle de régression pour la cartographie de la $FPAR_{image}$	61
6.3 Apport des modèles de réflectance des forêts	62
6.4 Perspectives	66

7	<i>Conclusion</i>	71
	<i>Références</i>	74

Liste des figures

Figure 1 : Description schématique de StandLEAP	5
Figure 2 : Mesure du APAR ou du IPAR	7
Figure 3 : Résumé des équations pour le calcul in situ de la FPAR	11
Figure 4 : Région-pilote IRS-Abitibi, Image Landsat ETM, composée fausses couleurs, bandes 3, 4, 5 (Août 2000)	25
Figure 5 : Composition des tables de la base de données des placettes-échantillons disponibles en Abitibi et liens hiérarchiques qui les unissent.	27
Figure 6 : Méthodologie pour le calcul de la $FPAR_{PET}$	32
Figure 7 : Deux méthodes de calcul de la $FPAR_{image}$, toutes deux utilisant des équations de régressions entre L_{PET} ou $FPAR_{PET}$ et les valeurs spectrales de l'image.	35
Figure 8 : Régression entre la biomasse aérienne totale et L de peuplements d'épinette noire dans les sites d'étude de la campagne BOREAS (L_{BOREAS})	39
Figure 9 : La $FPAR_{BOREAS}$ calculée à l'aide de l'équation de Beer-Lambert et mesurée à l'aide d'instrument optique dans le cadre de la campagne BOREAS ($FPAR_{Opt-BOREAS}$)	41
Figure 10 : Distribution des valeurs de L_{PET} des peuplements d'épinette noire	42
Figure 11 : Distribution des valeurs de la $FPAR_{PET}$ des peuplements d'épinette noire (a) sans transformation et (b) transformée en arcsin de la racine carré de $FPAR_{PET}$.	42
Figure 12 : Relations entre le L_{PET} ou la $FPAR_{arcsin}$ et les bandes spectrales 3, 4 et 5 de Landsat ETM+ ou les SVI.	43
Figure 13 : Relation entre les valeurs spectrales de la bande 3 et les valeurs de la $FPAR_{arcsin}$; a) 60 PET, b) sélectionnées selon le critère de variabilité inférieur à 4 (29 PET), c) sélectionnées selon le critère de variabilité inférieur à 4 et d'écart-type inférieur à 0,7, (20 PET).	47
Figure 14 : Graphique de la relation entre les valeurs d'ajustement et les résidus	48
Figure 15 : Graphique du quantile normal des résidus de la $FPAR_{arcsin}$	49
Figure 16 : Graphique de distance de Cook	50
Figure 17 : Carte de la $FPAR_{image}$ pour les peuplements de résineux en Abitibi produite à partir de l'équation de régression de la $FPAR_{arcsin}$ et bande 3 (figure 17, tableau 7) couvrant les écodomaines (a) de la pessière à mousses, (b) de la sapinière à épinette noire et (c) de la sapinière à bouleau blanc.	52
Figure 18 : Identification des coupes forestières par a) SR, b) NDVI, c) NDMI, d) cartographie de la $FPAR_{image}$.	53
Figure 19 : Nomogramme des bandes 4 et 3, et 4 et 5 : a) image TM, 1988 de Rosema et al. 1992 b) image ETM+ 2000 classifiée.	64
Figure 20 : Relation entre la Biomasse _{BOREAS} et le L_{BOREAS} pour les sites composés de pin gris	68

Figure 21 : Relation entre la $FPAR_{BOREAS}$ calculé sur les sites de pin gris de la campagne BOREAS, selon la méthodologie de calcul de la $FPAR_{PET}$, et la $FPAR_{Opt-BOREAS}$ mesuré à l'aide d'un instrument optique.

Liste des tableaux

Tableau 1 : Liste des indices spectraux de végétation	18
Tableau 2 : Régressions entre des SVI et la FPAR in situ issues de la littérature	20
Tableau 3 : Description des classes et attributs relatifs aux résineux et à la surface dénudée	33
Tableau 4 : Valeurs du modèle de régression entre la biomasse aérienne totales et le L des sites de BOREAS	38
Tableau 5 : Comparaison des valeurs de biomasse (tonne/hectares) entre les mesures terrains et les valeurs prédites à l'échelle de la PET par écodomaines. Tiré de Fournier et al. 2003b	40
Tableau 6 : Valeurs du modèle de régression entre la $FPAR_{BOREAS}$ calculé dans les sites d'étude de BOREAS et la $FPAR_{Opt-BOREAS}$ mesuré	41
Tableau 7 : Régressions entre les bandes spectrales de ETM+ classifiées conifères avec le L_{PET} ou la $FPAR_{arcsin}$ selon différents critères de classification des PET et statistiques.	45
Tableau 8 : Probabilité des tests D'Agostino Omnibus et de Levene sur les régressions entre la bande 3 et la $FPAR_{arcsin}$ selon différents critères de classification des PET. Le seuil de signification du P des tests de Levene et d'Angostino Omnibus est de 0,05	45
Tableau 9 : Résultats du bootstrap sur 1000 réitérations de l'échantillonnage de la $FPAR_{arcsin}$ et les valeurs de la bande 3 de Landsat ETM+.	51

Liste des principaux symboles et acronymes

ϵ : Rendement en matière sèche ($\text{gr/MJ}^{-1}\text{m}^2$)

APAR : Rayonnement Photosynthétique Actif Absorbé par le couvert forestier (MJ m^{-2})

FLIM : Forest Light Interaction Model

FPAR : Fraction du Rayonnement Photosynthétique Actif (%)

$\text{FPAR}_{\text{Image}}$: FPAR calculé sur une image Landsat (% de MJ m^{-2})

FPAR_{PET} : FPAR calculé sur les PET (% de MJ m^{-2})

$\text{FPAR}_{\text{arcsin}}$: arcsinus de la racine carrée de la FPAR (en radian)

FAPAR : Fraction du Rayonnement Photosynthétique Actif Absorbé (% de MJ m^{-2})

FIPAR : Fraction du Rayonnement Photosynthétique Actif Intercepté (% de MJ m^{-2})

IPAR : Rayonnement Photosynthétique Actif Intercepté par le couvert forestier (MJ m^{-2})

L : Indice de Surface Foliaire ($\text{m}^2 \times \text{m}^2$)

L_{PET} : L calculé sur les PET ($\text{m}^2 \times \text{m}^2$)

L_{Image} : L calculé sur une image Landsat ($\text{m}^2 \times \text{m}^2$)

PAR : Rayonnement Photosynthétique Actif (MJ m^{-2})

PET : Placettes-échantillons temporaires

PPB : Productivité Primaire Brute (ex. $\text{gr/m}^2/\text{an}$ ou tonne/ha/mois)

PPN : Productivité Primaire Nette (ex. $\text{gr/m}^2/\text{an}$ ou tonne/ha/mois)

SVI : Indice spectral de végétation

Remerciements

Dr. Richard Fournier, Département de Géographie et Télédétection de l'Université de Sherbrooke

Dr. André Beaudoin, Luc Guindon, Dr. Pierre-Yves Bernier, Dr. Frédéric Raulier, Dr. Huor Ung et Marie-Claude Lambert du SCF, Centre de foresterie des Laurentides, MRNC

Dr. Kamel Soudani, Université Paris XI

Dr. Benoît St-Onge du Département de Géographie de l'Université du Québec à Montréal
Éric Arsenault, du SCF, Centre de foresterie du Nord, MRNC

Dr. Pascal Michel, Dr. Philippe Berthiaume et Caroline Guenette, Laboratoire de lutte contre les zoonoses d'origines alimentaires, Agence de santé publique du Canada

Dr. Alex Thompson, Dr. Guy Beauchamp et Benjamin Delisle, Faculté de Médecine Vétérinaire, Université de Montréal.

Ce travail n'aurait pas été réalisable sans la base de données des placettes-échantillons temporaires (PET) du Service de l'inventaire forestier du Québec, ministère des Ressources naturelles de la Faune et des Parcs du Québec.

Ce travail a été financé par le ministère des Ressources naturelles du Canada, la Chaire de recherche de l'IRS-Abitibi, Dr. Richard Fournier, Dr. André Beaudoin et Dr. Benoît St-Onge.

1 Introduction

Les processus physiologiques qui déterminent la croissance forestière sont fortement influencés par les interactions entre les facteurs physiques tels que le rayonnement incident, la température, l'humidité de l'air, le vent et d'autres facteurs écologiques (Landsberg 1986). La fraction du rayonnement photosynthétiquement actif (*Fraction of photosynthetically active radiation* - FPAR) absorbée par le couvert forestier est un intrant utile pour la cartographie de la productivité primaire brute (PPB) et nette (PPN) à l'aide de modèles axés sur les processus de croissance (Landsberg et Gower 1997). La FPAR est fortement liée à la PPB et PPN puisqu'elle est proportionnelle à la transformation de la lumière en carbone ou biomasse par les plantes via la photosynthèse (Landsberg 1986). La FPAR est déterminée par la quantité de feuillage et le rayonnement solaire intercepté par le couvert forestier, ces deux variables peuvent être estimées à l'aide de la télédétection satellitaire (Kumar et Monteith 1982, Sellers 1987, Begue 1993). L'équation de Beer-Lambert décrivant l'atténuation exponentielle de la lumière dans le couvert forestiers est utilisée pour estimer la FPAR (Norman 1975, Kumar et Monteith 1982, Hall *et al.* 1990, Goetz et Prince 1995, Bernier *et al.* 2001).

Des relations peuvent s'établir entre la FPAR et les données de réflectance telles que des mesures en laboratoires ou d'images de télédétection (Daugherty *et al.* 1983, Hatfield *et al.* 1984, Wiegand et Richardson 1984, Gallo *et al.* 1985, Sellers 1985, 1987, Choudhury 1987). Ces relations sont établies sur le principe que la photosynthèse du feuillage, dans le couvert forestier, transforme l'énergie reçue en biomasse utile pour la plante. L'intégration temporelle de la FPAR sur une période significative, comme une saison de croissance, a largement été utilisé pour calculer la productivité (Weiser *et al.* 1986, Wanjura et Hatfield 1987, Baret *et al.* 1989a). La grande majorité des études proposent des relations mathématiques entre les valeurs spectrales à partir d'images de télédétection et la FPAR. Ces relations sont établies à des échelles relativement grossières (par ex. avec des pixels $\geq 1\text{km}$) et sur des types de végétation homogène telles que les cultures ou les pâturages (Kumar et Montheith 1982, Daugherty *et al.* 1983, Hatfield *et al.* 1984, Demetriades-Shah *et al.* 1992a, Walter-Shea *et al.* 1992). Toutefois, des simulations pour des couverts forestiers indiquent que la relation entre les indices spectraux de végétation (SVI) et la FPAR varie grandement selon l'architecture du

couvert et les propriétés optiques des composantes de ce couvert et du sol (Choudhury 1987, Huemmrich et Goward 1990, Baret et Guyot 1991, Asrar *et al.* 1992, Goward et Huemmrich 1992, Roujean et Bréon 1995). Peu d'études utilisent des images satellites qui permet une gestion de la forêt à l'échelle régionale (Chen 1996, Rosema *et al.* 1992). Ces études proposent des méthodes de calcul de la FPAR traditionnelles (régression FPAR-SVI) ou à l'aide de modèle d'inversion de la lumière. Dans chacun des cas, les méthodes ne sont soit pas concluantes ou n'ont pas été appliquées dans la forêt boréale du Canada.

L'objectif de ce projet de recherche est de développer une méthodologie qui utilise des images satellitaires de Landsat pour calculer des valeurs de la FPAR. Ainsi, l'hypothèse principale soutenue dans ce projet est que la FPAR des aires forestières d'épinette noire (*Picea mariana*) d'une région d'étude en Abitibi (Québec) peut être calculée à partir de relations mathématiques entre les valeurs spectrales des images de Landsat et les valeurs de la FPAR provenant de mesures de placettes.

2 Cadre théorique

2.1 Les modèles epsilon

La cartographie de la PPB est utile pour évaluer la quantité de biomasse produite par un écosystème sur une surface végétale pour une période donnée (Chouinard 1996). La cartographie de la PPB procure une information quantitative utile pour la modélisation écophysologique des peuplements forestiers. Elle permet donc la modélisation du rôle de la végétation dans le cycle du carbone de la biosphère pour les études de changements climatiques. Pour estimer la croissance forestière sur une grande surface avec des intervalles de temps étendus, il est raisonnable d'utiliser un modèle simple de calcul de productivité avec un nombre réduit de paramètres, préférablement avec des valeurs robustes et conservatrices (Landsberg et Gower 1997). Les bandes des images satellitaires ont des valeurs numériques proportionnelles à la quantité d'énergie réfléchie selon un échantillonnage matriciel (pixels) de la surface. L'énergie absorbée par la forêt se calcule en soustrayant le rayonnement réfléchi fourni par l'image du rayonnement incident. Cette absorption d'énergie est aussi proportionnelle à la productivité forestière. Une telle approche de calcul de la productivité s'adapte au suivi de grandes régions forestières, en plus d'être compatible avec la modélisation des processus écophysologiques des forêts.

Défini par Monteith (1977), le modèle de rendement photosynthétique, « *Radiation use efficiency* » (RUE) requiert deux paramètres pour le calcul de la PPN : le rayonnement photosynthétiquement actif absorbé (APAR) par le couvert forestier et un coefficient de conversion du rayonnement en biomasse. Le coefficient de conversion, appelé epsilon (ϵ), est habituellement représenté par une relation linéaire entre la production de matière sèche par la forêt donnée par la PPB et le APAR (Landsberg et Gower 1997, Landsberg *et al.* 1997). Récemment, la spatialisation des modèles 3PG (Landsberg et Warring 1997) et PROMOD (Battaglia et Sands 1998) a permis de mieux adapter des modèles RUE aux besoins de gestion opérationnelle sur de grandes étendues de forêt. Ainsi, Tickle *et al.* (2000) proposent une version spatiale du modèle original de 3PG à l'aide d'une interface dans un système d'information géographique (SIG) appelé 3PG-SPATIAL. Un des buts de cette application était de démontrer le potentiel des images satellitaires et la technologie des SIG pour des

échelles de 30m de résolution spatiale, puis de comparer les résultats à ceux des meilleurs modèles empiriques de croissance forestière (Tickle *et al.* 1999). Au Canada, le groupe ECOLEAP (2001) (www.cfl.forestry.ca/ECOLEAP) du Service canadien des forêts (SCF) travaillent sur l'adaptation du modèle 3PG-SPATIAL aux forêts canadiennes. Cette adaptation de 3PG est nommée StandLEAP.

StandLEAP est un modèle du type RUE qui calcule la PPB et la PPN des peuplements forestiers avec, comme intrant principal, la FPAR estimée à partir d'images satellitaires. La relation définie par Monteith (1977) fut adaptée pour inclure explicitement un intervalle temporel de calcul durant la saison de croissance, et la FPAR du couvert forestier :

$$PPB_p = \epsilon_c \times \Sigma PAR_m \times FPAR_p \quad (1)$$

où la PPB du pixel (p) en gr/m², dépend du coefficient de conversion du rayonnement en biomasse (matière sèche ou ϵ) par classe de peuplement (c), du PAR_m mensuel en MJ m⁻² sommé pour la saison de croissance et de la FPAR par pixel (FPAR_p) en pourcentage.

StandLEAP a été développé à partir du modèle 3-PG de Landsberg et Waring (1997) et utilise plusieurs des facteurs modifiants pour contraindre la PPN en fonction des conditions environnementales limitantes et des propriétés des peuplements comme la température de l'air, le contenu en eau du sol, et le stade de développement des peuplements (Coops *et al.* 1998). Une description schématique du modèle StandLEAP est présentée à la figure 1.

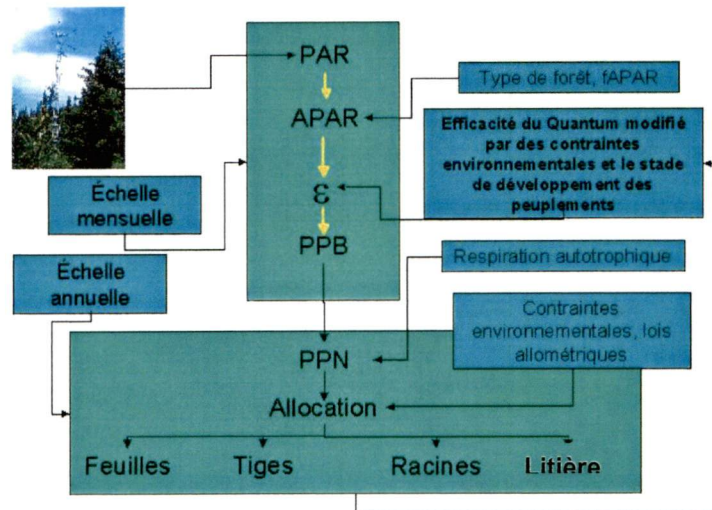


Figure 1: Description schématique de StandLEAP

2.2 Les mesures *in situ* du PAR et de ses variables dérivées

Les valeurs de la FPAR requises pour l'application du modèle StandLEAP sur la forêt boréale peuvent être obtenues par des mesures *in situ* ou à partir des valeurs numériques des images satellitaires. Dans des conditions optimales, une mesure continue de la FPAR recouvrant toute la période diurne permettrait d'obtenir une meilleure relation entre la mesure *in situ* et les images satellitaires (Chen 1996a). Toutefois, une telle mesure continue de la FPAR est difficile à obtenir car elle nécessite plusieurs capteurs *in situ* sur plusieurs sites entraînant ainsi des coûts exorbitants.

Pour calculer la PPN, le modèle StandLEAP a besoin de données de APAR. Or, le APAR ne peut pas être extrait de l'image satellitaire puisqu'il nécessite des mesures sous le couvert arborescent. Pour mieux comprendre les implications de ces calculs, les prochaines sections décrirons la mesure du PAR et de ses variables dérivées.

Pour être active dans un processus biologique, l'énergie lumineuse doit être absorbée par les plantes. On cherche alors, idéalement, à mesurer le rayonnement absorbé (APAR) ou le rayonnement intercepté (IPAR) par le couvert forestier. Le APAR est déterminé par la différence entre l'énergie entrant et sortant du couvert (Gower *et al.* 1999). Hipps *et al.* (1983) ont conclu que pour mesurer le APAR, quatre capteurs sont requis : deux au-dessus et deux sous la canopée (figure 2). Chaque paire au-dessus du couvert mesure les PAR incidents et réfléchis par la végétation et le sol. La paire sous le couvert mesure la transmittance du PAR jusqu'au sol et sa réflectance par le sol. Le APAR est calculé en soustrayant le rayonnement réfléchi par les plantes et le sol (PAR_r) du rayonnement incident au sommet du couvert (PAR_0) et le rayonnement transmis (PAR_t) (figure 2). Le rayonnement transmis sous le couvert peut se calculer en utilisant le rayonnement réfléchi par la surface du sol (PAR_s) (Goward et Huemmrich 1992, Gower *et al.* 1999) à partir de l'équation suivante :

$$APAR = PAR_0 - PAR_r - (PAR_t - PAR_s) \quad (2)$$

Les mesures de PAR et de la APAR sont toutes deux exprimées en MJ/m^2 ou en $\mu mol/m^2$ pour une plage de longueur d'onde de 400 à 700 nm. Cette formulation pour la mesure du APAR n'est pas pratique pour des raisons de disponibilité de données ou l'impossibilité de mesurer une des variables. Ainsi, une approche alternative du calcul du APAR implique simplement de trouver la fraction absorbée (FPAR) du PAR incident au couvert (PAR_0) (Li et Moreau 1996) :

$$APAR = PAR_0 \times FPAR \quad (3)$$

L'incidence du PAR dans le couvert forestier est illustré à la figure 2. Le PAR se définit comme suit (Steinmetz 1990, Savoie 1996) :

$$PAR(\lambda) = FRi \times E\downarrow(\lambda) \quad (4)$$

où le ϵ est la fraction du PAR dans le rayonnement incident ($E\downarrow$) et où l'éclairement solaire incident ($E\downarrow$), à une longueur d'onde λ , est fonction de sa composante directe ($E^\circ\downarrow$) et diffuse ($E^*_{2\pi}\downarrow$). Plus spécifiquement, $E^\circ\downarrow$ provient de l'éclairement par le disque solaire et $E^*_{2\pi}\downarrow$ de

l'éclairement diffus de la voûte céleste (sur 2π stéradians), par unité d'aire incidente sur une surface ($E\downarrow = E^\circ\downarrow + E^*_{2\pi\downarrow}$).

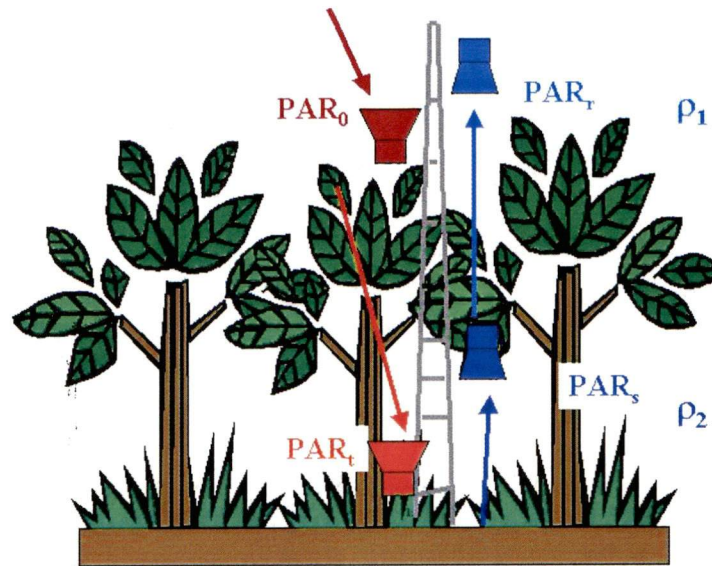


Figure 2 : Mesure du APAR ou du IPAR

La direction et la position du rayonnement est représentée par les flèches. Ces rayonnements sont captés par des quantumètres ou pyranomètres, installés sur une tour, qui mesurent directement le PAR.

PAR_0 : Rayonnement incident au couvert forestier;

PAR_t : Rayonnement transmis au bas du couvert forestier (le capteur est à 1 m du sol);

PAR_r : Rayonnement montant qui rejoint le sommet du couvert (réfléchi, diffusé);

PAR_s : Rayonnement réfléchi par la surface du sol;

ρ_2 et ρ_1 sont, respectivement, la réflectance du PAR sous et sur le couvert.

Lorsque deux capteurs sont utilisés (figure 2), c'est-à-dire un au-dessus et un au-dessous de la canopée, on mesure le PAR intercepté (IPAR) (Kumar et Monteith 1982, Goward et Huemmrich 1992, Chen 1996a, Gower *et al.* 1999) :

$$IPAR = PAR_0 - PAR_t \quad (5)$$

Les mesures du IPAR n'enregistrent pas la lumière réfléchi par le couvert, ne discriminent pas l'absorption dans ce couvert et n'enregistrent pas la lumière absorbée par le couvert après

sa réflexion au sol (Chen 1996a). Si le couvert est complètement fermé et est constitué strictement de feuilles vertes, le IPAR est une bonne approximation du APAR car l'interaction entre le rayonnement solaire et la végétation se passe principalement au niveau du feuillage des arbres (Russell *et al.* 1989, Asrar 1989). Les capteurs les plus utilisés pour ces mesures incluent le pyranomètre qui mesure le rayonnement solaire direct et diffus en W/m^{-2} dans les plages de 440 à 1100 nm et le quantumètre qui mesure directement le PAR ($\mu\text{mol/m}^2/\text{s}$) dans le visible (400 à 700 nm).

Il n'est pas possible d'extraire le APAR directement à partir des images satellitaire. L'utilisation de la FPAR est donc une alternative puisqu'elle se calcule à partir d'une relation entre des mesures *in situ* et les valeurs spectrales des images. La fraction (F) du APAR ou du IPAR utilisée par le couvert forestier est inscrite FPAR et non FAPAR ou FIPAR. On inscrit FPAR parce qu'il est impossible de différencier la portion absorbée de celle qui est interceptée (PAR_t et PAR_s) puisque le rayonnement solaire absorbé et réfléchi est relié à la structure (ouverte/fermée) et la composition du couvert forestier (Prince 1991, Goetz et Prince 1995).

Par définition, la FPAR exclut la fraction du PAR réfléchi et la fraction absorbée par le sous-bois du couvert de la forêt qui inclut le sol, la couverture végétale et le sous-couvert. Toutefois, la FPAR inclut la fraction du PAR absorbée par le dessus du couvert après la réflexion de la surface sous le couvert forestier (Goward et Huemmrich 1992, Chen 1996a). Lors d'analyse d'images satellitaires, il est presque impossible d'être fidèle à cette définition puisque le rayonnement réfléchi par le sous-bois est difficilement dissociable des mesures de réflectance de l'image lorsque le peuplement forestier présente des ouvertures ou des trouées.

Pour obtenir la FPAR instantanée, il est requis de mesurer le PAR descendant et ascendant à quatre capteurs (figure 2). Lorsque ces mesures sont disponibles, la FPAR instantanée peut être calculée selon les deux équations suivantes (Goward et Huemmrich 1992, Chen 1996a, Gower *et al.* 1999):

$$\text{FPAR} = 1 - ((\text{PAR}_r + (\text{PAR}_t - \text{PAR}_s)) / \text{PAR}_0) \quad (6)$$

$$\mathbf{FPAR} = [(PAR_0 - PAR_r) - (PAR_t - PAR_s)] / PAR_0 \quad (7)$$

Asrar *et al.* (1984a) et Sellers (1985, 1987) ont développé l'équation 7 pour l'appliquer à des images satellitaires. Dans ces équations (6 et 7), la FPAR est calculée sur le dessus du couvert après réflexion par l'ensemble du feuillage. En utilisant le rapport entre l'éclairement descendant et ascendant au même niveau, l'équation 7 peut être écrite (Gower *et al.* 1999) :

$$\mathbf{FPAR} = [1 - \rho_1(t)] - [1 - \rho_2(t)](PAR_t / PAR_0) \quad (8)$$

où $\rho_1(t)$ et $\rho_2(t)$ sont, respectivement, la réflectance du PAR sous et au-dessus du couvert pris avec des capteurs de réflectance pour une période de temps (t). La réflectance (ρ_1) est petite et généralement ne varie pas beaucoup entre différents types d'essences. Les équations 5 et 8 montrent l'importance d'obtenir le PAR_0 et PAR_t simultanément pour la mesure de la FPAR. Le PAR_0 au-dessus du couvert varie peu spatialement dans des conditions d'illumination claires, c'est-à-dire sans obstructions par des nuages. Il peut donc être mesuré avec un capteur stationnaire ou prédit lorsque les données sont manquantes. Toutefois, sous le couvert, le PAR_t est hautement variable dans l'espace et dans le temps, ce qui rend la tâche difficile pour l'obtention d'une valeur spatiale moyenne (Gower *et al.* 1999).

La FPAR instantanée est d'intérêt limité dans les analyses liées aux processus écosystémiques. La croissance de la plante dépend de toute la période diurne d'intégration du APAR. Il est donc souhaitable d'estimer la FPAR quotidiennement sur toute cette période. Les capteurs mesurent le PAR instantané et peuvent être programmés pour prendre des mesures à intervalle régulier durant la journée. Si les observations par capteurs satellitaires sont disponibles continuellement, dans le cas d'une orbite géostationnaire par exemple, la croissance journalière peut être estimée d'une intégration diurne de valeurs de la FPAR instantanée et de la valeur associée de PAR_0 . Pour une orbite héliosynchrone typique, les plates-formes satellitaires passent au-dessus d'un même endroit selon une période variable d'un capteur à l'autre (par ex. pour le Québec méridional, la période est de 16 jours pour Landsat et

quotidienne pour AVHRR). Ces capteurs satellitaires offrent une valeur instantanée qui sert à estimer les valeurs diurnes des variables du couvert végétal.

Il existe des expressions alternatives de la FPAR diurne. Parmi ces dernières Goward et Huemmrich (1992), suggèrent la FPAR intégrée quotidiennement (DIFPAR) :

$$DIFPAR = \int_{t_0}^m f_{PAR} dt = \int_{t_0}^m (APAR / PAR_0) dt \quad (9)$$

et la FPAR journalière totale (DTFPAR) :

$$DTFPAR = \frac{\int_0^m APAR dt}{\int_0^m PAR_0 dt} \quad (10)$$

où DT représente la somme des valeurs journalières totales; t_0 et t_n représentent le temps du lever et du coucher du soleil. L'équation de la DTFPAR est généralement utilisée puisque la valeur recherchée est habituellement la FPAR totale sur une base journalière.

Une autre équation a été développée par Chen (1996a) pour la mesure de la FPAR journalière de la végétation verte (gd). Cette équation peut être utilisée pour convertir le IPAR en APAR journalier :

$$FPAR_{gd} = \frac{\int_{\theta_{\min}}^{\pi/2} FPAR_g(\theta) \cos \theta d\theta}{\int_{\theta_{\min}}^{\pi/2} \cos \theta d\theta} \quad (11)$$

$$= \frac{1}{1 - \sin \theta_{\min}} \int_{\theta_{\min}}^{\pi/2} FPAR_g(\theta) \cos \theta d\theta \quad (12)$$

Ici, le poids le plus élevé est donné aux plus petites valeurs de la $FPAR(\theta)$ (où θ est l'angle solaire) lorsque l'éclairement du soleil est plus élevé durant la journée ($\pi/2$). L'équation 12 simplifie le calcul nécessaire à l'intégration de la FPAR. De plus, elle respecte le temps et

l'indemnité des valeurs les plus élevées au moment où le soleil est élevé et l'intégrité des valeurs du IPAR sur le couvert. Le résumé des équations 2 à 12 est présenté à la figure 3.

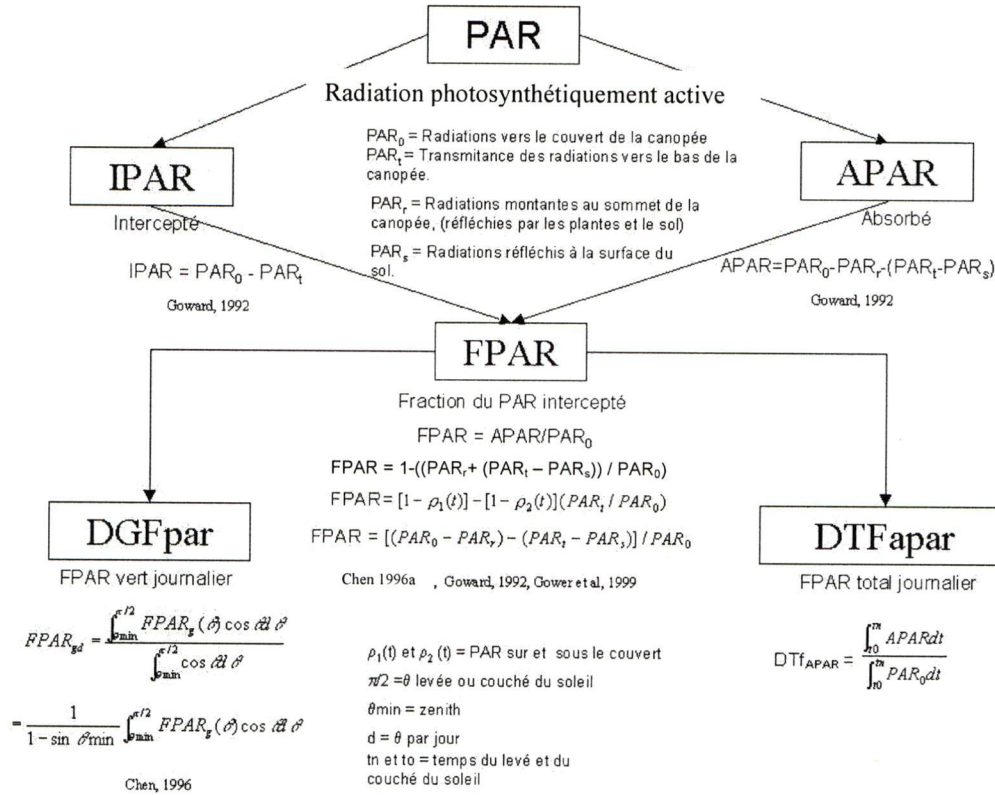


Figure 3 : Résumé des équations pour le calcul *in situ* de la FPAR

2.3 Les mesures de la FPAR par la loi de Beer-Lambert

L'équation de Beer-Lambert, décrivant l'atténuation exponentielle de la lumière dans un couvert forestier (considéré comme un médium turbide), est utilisée pour calculer la FPAR lorsqu'il est impossible d'obtenir des mesures *in situ* directes de la FPAR (Norman 1975, Kumar et Monteith 1982, Hall *et al.* 1990, Goetz et Prince 1995, Bernier *et al.* 2001) :

$$FPAR = 1 - e^{-kL} \quad (13)$$

où k est le coefficient d'atténuation pour l'éclairement direct et L est l'indice de surface foliaire. Pour les couverts forestiers mixtes, l'équation suivante a été dérivée par Ross, *et al.* (1972) :

$$FPAR = 1 - e^{[-(k_1 L_1 + k_2 L_2)]} \quad (14)$$

où $k_1 L_1$ et $k_2 L_2$ correspondent à la contribution relative de deux groupes d'essences composant le couvert. L'approche utilisant l'équation de Beer-Lambert est utile lorsque les mesures *in situ* de la FPAR ne sont pas disponibles.

2.3.1 Le coefficient d'atténuation de la lumière

Le coefficient d'atténuation de la lumière (k) exprime la diminution de la lumière du rayonnement incident à travers le couvert forestier. Selon Black *et al.* (1991) et Chen *et al.* (1997a), k est défini de la façon suivante :

$$k = G_t(\theta_f) / \cos \theta_s \quad (15)$$

où $G_t(\theta_f)$ est le coefficient associé à la projection du feuillage défini selon un modèle de distribution angulaire de vecteurs normaux à la surface des feuilles. Black *et al.* (1991) ont trouvé que $G_t(\theta_f)$ dépend du rapport entre les rayonnements incidents directs et diffus mesuré pour le peuplement qui est contrôlé par la dispersion du rayonnement par les composantes du couvert (principalement le feuillage) et θ_s est l'angle solaire au zénith.

Le coefficient (k_d) d'atténuation de l'éclairement direct peut également être exprimé en fonction du rapport moyen entre la surface projetée et l'aire des feuilles aussi appelé le STAR (Stenberg *et al.* 1994) :

$$k_d = \frac{2\Omega S}{\cos \theta_s}, \quad (16)$$

où Ω est le facteur de groupage du feuillage pour les échelles plus grandes que la pousse, S est le STAR du couvert forestier (Bernier *et al.* 2001). Le coefficient k est assumé constant pour

une structure et un peuplement spécifique, seul le L est susceptible de varier. Il existe d'autres formes d'équation pour le calcul du k (Black *et al.* 1991, Chen *et al.* 1997a), elles ne seront pas explorées dans cette étude.

2.3.2 L'indice de surface foliaire

Il existe de fortes variations de la distribution spatiale de la surface foliaire (L) dans un peuplement, et cela même s'il est composé d'une seule espèce d'arbres. Les conditions de croissance, la compétition entre arbres et le statut de chaque arbre sont des sources de variations spatiales. Des différences importantes de L existent au sein du houppier. Ces variations sont surtout verticales et elles dépendent de l'âge du verticille et des aiguilles chez les résineux (Soudani et Bréda, 2002). Les feuilles situées au sommet du couvert reçoivent plus de lumière et sont physiologiquement plus actives (Woodman, 1971); elles sont plus épaisses que les feuilles d'ombre et présentent une surface spécifique plus faible.

Le L cumulatif du couvert forestier est calculé comme la somme de la projection verticale de la surface du feuillage sur un plan horizontal à partir du sol ($z=0$) jusqu'au sommet de la couronne ($z=h$). Le L dépend du coefficient de densité de surface moyen du feuillage (u) exprimé en m^2/m^2 (Ross 1981) :

$$L(z) = \int_{z=0}^h u(z) dz \quad (17)$$

Le L se définit comme étant la moitié de la surface totale occupée par les feuilles (les deux côtés de la feuille) en m^2 , par unité de surface au sol en m^2 (Lang *et al.* 1991, Chen et Black 1992, Fassnacht *et al.* 1994, Stenberg *et al.* 1994b, Chen *et al.* 1997b, Fournier *et al.* 2003). Dans le cas de l'estimation du L pour un peuplement, le plan horizontal sert de surface de référence pour la projection du feuillage.

2.3.2.1 Les mesures *in situ* du L

On distingue deux catégories de méthodes pour la mesure du L : i) les méthodes directes ou semi-directes et ii) les méthodes optiques (Soudani et Bréda 2002, Fournier *et al.* 2003). Les méthodes semi-directes utilisent une mesure de surface foliaire soit par planimétrie des feuilles, par allométrie ou par mesure de la litière. Les méthodes allométriques calculent le L à partir de relations avec les variables disponibles dans les placettes d'inventaire forestier. Elles impliquent des mesures destructives d'arbres pour établir une relation entre le diamètre à hauteur de poitrine (DHP) des troncs et la biomasse foliaire (Bernier *et al.* 2001). Le L de chaque arbre est obtenu en multipliant le poids sec de toutes les feuilles de l'arbre par la surface spécifique, c'est-à-dire le lien entre le poids et la surface de la feuille mesurée en m^2/g (Soudani et Bréda, 2002). Il en résulte donc la capacité d'établir une relation entre le DHP des arbres et leur L, relation qui s'applique à l'ensemble des tiges du peuplement où la mesure a été prise pour des arbres et des peuplement de même espèces dans des environnement similaires.

La collecte de litière est une autre méthode semi-directe. Le L est obtenu en mesurant le poids sec des feuilles, puis en appliquant un rapport mesuré entre le L et le poids pour l'espèce d'arbre (Neumann *et al.* 1989, Burton *et al.* 1991). La valeur de L calculée est appliquée sur la surface sous-tendue par les bacs à litière et assumée uniforme pour le reste du peuplement.

Les méthodes optiques exploitent habituellement les relations entre les paramètres de structure (par ex. le groupage du feuillage) et les fractions de trouées dans le couvert. Ces méthodes relient les mesures de capteurs optiques passifs et actifs pour calculer la fraction de trouée du couvert (Welles et Cohen 1996). La fraction de trouée peut être mesurée en utilisant des appareils optiques avec vues hémisphériques ou en calculant la proportion de lumière directe ou diffuse pénétrant à travers le couvert forestier (Fournier *et al.* 2003). Les méthodes optiques requièrent des modèles mathématiques pour prédire le L et d'autres paramètres structuraux. Il y a généralement trois types de mesures optiques du L : (i) celles qui mesurent la transmission de lumière diffuse ou enregistrent les trouées dans le couvert avec un vue hémisphérique, (ii) celles qui mesurent le rayonnement solaire transmis au sol le long d'un transect horizontal et (iii) celles qui mesurent la distribution verticale des éléments du couvert.

Parmi les méthodes *in situ* de mesures optiques : le LAI-2000 mesure la fraction de trouée à partir du rapport de l'éclairement reçu et du rayonnement incident pour cinq anneaux centrés aux angles de 7°, 23°, 38°, 53° et 68° au zénith. Le L effectif (L_e) est calculé à partir de l'inversion d'une matrice des valeurs angulaires de fractions de la trouée (Campbell et Norman 1989, Welles 1990, Welles et Norman 1991, Chason *et al.* 1991, Stenberg *et al.* 1994a, Chen *et al.* 1997a et b). La méthode par photographie hémisphérique utilise le même principe que le LAI-2000 à partir de photographies prises sous le couvert forestier, avec un appareil photo muni d'une lentille « *fish-eye* », qui vise le ciel avec le zénith au centre de l'image. L'image résultante est traitée afin de séparer la trouée de l'obstruction du feuillage (Anderson 1966, Rich 1990, Mitchell et Whitmore 1993, Chen *et al.* 1997a, Frazer *et al.* 1997, Wagner 2001, Walter *et al.* 2002). Plusieurs capteurs existent pour le calcul du L et des facteurs de groupage du feuillage à l'aide de la méthode de mesure du rayonnement incident sur un transect horizontal : le DAEMON (Lang *et al.* 1985, Welles 1990) et le TRAC (Chen et Cihlar 1995a et b, Chen 1996c, Chen *et al.* 1997b). Dans ce travail, seule l'approche à l'aide du TRAC fut utilisée. Le TRAC (Tracing Radiation and Architecture of Canopies) est un quantumètre positionné pour pointer vers le ciel. Il enregistre l'intensité lumineuse reçue aux capteurs se déplaçant à vitesse constante sur un transect en forêt. Les valeurs de L et les facteurs de groupage sont calculés à partir de la distribution des grandeurs de trouées (Chen et Cihlar 1995a et b, Chen 1996c, Leblanc *et al.* 2002). Les capteurs de rayonnement incidents comme le quantumètre, le pyranomètre, le solarimètre et le radiomètre, lient la réduction de la transmission de la lumière à l'intérieur du couvert forestier avec le coefficient d'atténuation (k) de l'équation de Beer-Lambert (Jordan 1969, Houssard et Escarre 1981, Lang et Xiang 1986, Pierce et Running 1988, Welles 1990 et Black *et al.* 1991).

2.3.2.2 La cartographie du L

Une valeur de L peut être calculé pour tous les pixels correspondant à une surface forestière de conifère. Une régression statistique est effectuée entre les valeurs du L calculées sur des données d'inventaire forestier (L_{PET}) et les valeurs de réflectance des pixels de l'image correspondant aux placettes. Cette équation de régression fournit la capacité de calculer le L sur l'image pour les pixels de l'image dont les valeurs en réflectance sont compatibles avec la

plage valide de la régression. L'hypothèse de travail pour une telle approche implique que la relation entre les valeurs spectrales de l'image et le L calculé *in situ* existe. Dans cette approche des estimateurs statistiques sont développés pour prédire le L à partir des valeurs spectrales de l'image. Les SVI sont souvent utilisés comme variables spectrales pour une régression avec les valeurs *in situ* de L (Clevers 1988, 1989, Goel et Quin 1994, Chen 1996c, Chen *et al.* 1997b, Eklundh *et al.* 2001, Fernandes *et al.* 2001, Hu et Miller 2000, Cihlar *et al.* 2003). La relation entre les SVI et le L dépendra de l'augmentation de l'absorption de l'énergie lumineuse à une certaine longueur d'onde et de l'augmentation du L (Sellers 1985, 1987, Hunt et Rock 1989, Williams 1991). Les SVI sont choisis pour leur capacité à limiter une ou plusieurs sources de bruit incluant l'atmosphère, la géométrie de la vue, la réflectance du sol et le groupage du feuillage (Horler et Ahern 1986, Chen 1996a, b, Huete *et al.* 1997). De plus les SVI amplifient les différences de réflectance entre plusieurs régions spectrales. La régression entre les mesures de L_{PET} et des SVI fut adoptée pour la cartographie du L_{Image} et de la $FPAR_{Image}$ dans notre projet.

2.4 L'extraction de la FPAR de l'image satellite

Un lien entre l'image satellite et la FPAR peut être établi en utilisant les relations entre les bandes spectrales individuelles ou les SVI et la FPAR du couvert forestier mesurée sur les placettes terrain (Myneni et Williams 1994, Goetz et Prince 1995, Moreau et Li 1996, Chen 1996a, Huemmrich et Goward 1997, Coops et Waring 2001). Ce lien permet d'estimer la FPAR à partir des valeurs spectrales des pixels de l'image satellite. Les cartes résultantes de la FPAR pourront servir d'intrant au modèle StandLEAP qui les utilisera pour estimer la PPN. Il existe plusieurs SVI, d'où l'importance de choisir celui qui offre la meilleure relation avec la FPAR. Les relations avec les SVI peuvent être calculées à l'aide des données de placettes d'inventaire forestier dont la localisation est identifiée sur l'image.

Deux approches potentielles sont décrites pour la cartographie de la FPAR dans ce travail, soit (i) la régression statistique entre le L des placettes d'inventaire forestier (L_{PET}) et les valeurs des pixels de l'image correspondant aux placettes. On applique ensuite la loi de Beer-Lambert sur chaque pixel ayant une valeur calculée de L sur l'image (L_{Image}), ce qui nous permet de

produire une nouvelle image de $FPAR_{Image}$. (ii) La deuxième approche de cartographie de la $FPAR_{Image}$ utilise une régression entre les valeurs de la FPAR mesurées sur des placettes échantillons ($FPAR_{PET}$) et les valeurs spectrales des bandes de l'image pour les pixels correspondant aux placettes. Seule l'approche la plus prometteuse sera retenue pour la cartographie de la $FPAR_{image}$.

2.4.1 Les indices spectraux de végétation

Les bandes de l'image satellite peuvent être combinées en une variété de SVI (tableau 1) afin de vérifier la qualité de leurs relations avec le L_{PET} et la $FPAR_{PET}$. Les SVI permettent de rehausser les différences de comportement d'une bande à l'autre. Par exemple, on sait que la réflectance spectrale de la végétation dans les plages du bleu au rouge est fortement influencée par l'absorption chlorophyllienne. Les SVI les plus fréquemment utilisés en télédétection (tableau 1) combinent les bandes rouge et infrarouge comme dans le cas du rapport de végétation (RVI) (Jordan 1969, Pearson et Miller 1972), l'indice de différence de végétation normalisé (NDVI) (Rouse *et al.* 1973), l'indice perpendiculaire de végétation (PVI) (Richardson et Wiegand 1977), le ratio simple (SR) (Jordan 1969), l'indice de différence de végétation pondéré (WDVI) (Clevers 1988), l'indice d'ajustement du sol et de la végétation (SAVI) (Huete 1988), l'indice transformé du sol et de la végétation (TSAVI) (Baret et Guyot, 1991), l'indice de végétation et de résistance atmosphérique (ARVI) (Kaufman et Tanré, 1992), l'indice de gestion environnemental global (GEMI) (Pinty et Verstaete 1992) et l'indice non linéaire (NLI) (Goel et Qin 1994).

Les indices NDVI, SR, PVI, et le RVI ont été identifiés dans la littérature scientifique comme les mieux corrélés avec différents paramètres biophysiques des couvert végétaux, incluant le L (Wiegand *et al.* 1974, Holben *et al.* 1980, Arsar *et al.* 1984b, 1985b, Hatfield *et al.* 1985, Clevers 1989, Goward *et al.* 1991), la biomasse (Tucker 1979, Elvidge et Lyon 1985), la surface terrière, la quantité de tissus photosynthétiquement actifs (Wiegand *et al.* 1974), l'activité photosynthétique (Hatfield *et al.* 1984, Sellers 1985, 1987, Choudhury 1987, Baret et Olioso 1989) et la productivité (Asrar *et al.* 1985a, Goetz et Prince 1995, Landsberg et Goward 1997). Par contre, ces SVI sont sensibles à d'autres facteurs environnementaux tels

que les changements de la réflectance du sol (Kanemasu 1974, Richardson et Wiegand 1977, Vanderbilt *et al.* 1981, Huete *et al.* 1986, Huete et Jackson, 1987, Huete 1988, Huete *et al.* 1997) et les effets atmosphériques (Kaufman 1989). Les SVI ont d'autres limites intrinsèques : (i) ils utilisent seulement une partie de l'information spectrale disponible et (ii) ils assument que l'information d'intérêt est contenue exclusivement dans les variations spectrales observées et de cette façon négligent les effets d'anisotropie de surface associée avec la géométrie spécifique de l'illumination et de l'observation au temps de mesure (Govaerts *et al.* 1999). La plupart des SVI ont une dépendance variable à des facteurs associés à la géométrie du couvert, les propriétés optiques des feuilles ou des facteurs externes comme la position du soleil et la nébulosité atmosphérique (Baret et Guyot 1991). La sensibilité des SVI à la géométrie du couvert (les fonctions d'angle de distribution des feuilles, l'orientation et l'espacement entre les arbres) a été démontrée par Jackson *et al.* (1979), Chance (1981), Kollenkark *et al.* (1982), Aase *et al.* (1984) et Jackson (1986). Les SVI sont, de plus, affectés par la position du soleil (Brach *et al.* 1981, Asrar *et al.* 1985b) et par le couvert nuageux (Jackson 1983, Holben *et al.* 1986). Par contre, le nombre et la diversité d'indices permettent de pallier ou réduire l'importance de ces facteurs.

Tableau 1 : Liste des indices spectraux de végétation

Nom	Équation	Référence
NDVI	$IR-R/IR+R$	Rouse <i>et al.</i> , 1973
SR	IR/R	Jordan, 1969
RDVI	$\frac{IR-R}{\sqrt{IR+R}}$	Roujean et Breon, 1995
WDVI	$IR-a \times R, a=IR, sol/R, sol$	Clevers, 1989
SAVI	$(IR-R/IR+R) \times L$	Huete, 1988
GEMI	$\eta(1-0.25*\eta) - (R-0.125)/(1/R);$ $\eta = \frac{2(IR_2-R_2)+1.5IR+0.5R}{IR+R+0.5}$	Pinty et Verstraete, 1992
NLI	$(IR^2-R)/IR^2+R$	Goel et Qin, 1994
PVI	$\alpha IR - \beta R$	Richardson et Wiegand, 1977
TSAVI	$C(IR-cxR-d)/cxIR+R-cd+0.08(1+c^2)$	Baret et Guyot, 1991

ARVI	IR-RB/IR+RB RB= R - γ [B-R]	Kaufman et Tanré, 1992
NDMI	IRmoyen-IR/IRmoyen+IR	Wilson et Sader, 2002

Les indices NDVI et SR ont été choisis parce qu'ils sont fréquemment utilisés pour obtenir la couverture globale des paramètres biophysiques (Running *et al.* 1994). En effet, Chen (1996a) a trouvé que le NDVI et le SR sont mieux corrélés aux couvertures de L_{PET} et de la $FPAR_{PET}$ dans la forêt boréale que plusieurs autres SVI comme le SAVI, MSAVI, WDVI, GEMI, NLI et RDVI. De plus, le NDMI, fortement corrélé avec le « *wetness* » de la transformation « *Tasseled cap* » (Kauth et Thomas 1976), a été choisi pour son potentiel de détection des différents stades de développement des forêts (Franklin *et al.* 2000) et pour sa capacité de discriminer les coupes partielles et totales dans un paysage forestier (Wilson et Sader 2002).

La plupart des études publiées à ce jour établissant une bonne relation entre la $FPAR_{PET}$ et les valeurs spectrales des images de capteurs satellitaires ont été faites à échelles fines et sur des couvertures végétales simples comme les cultures ou les pâturages (Daugherty *et al.* 1983, Demetriades-Shah *et al.* 1992b, Hatfield *et al.* 1984, Kumar et Monteith 1982, Walter-Shea *et al.* 1992). Toutefois, des modèles de simulation de l'interaction de la lumière incidente dans le couvert forestier indiquent que la forme de relation entre le $FPAR_{PET}$ et les SVI varie selon l'architecture du peuplement et les propriétés optiques des composantes du couvert et du sol (Asrar 1985a, Asrar *et al.* 1986, 1992, Baret et Guyot 1991, Choudhury 1987, Goward et Huemmrich 1992, Huemmrich et Goward 1990, Roujean et Bréon 1995). De bonnes corrélations ont été trouvées en utilisant des données expérimentales (Hatfield *et al.* 1984, Hall *et al.* 1992, Pinter 1993, Goward *et al.* 1994) et de modélisation (Goward et Huemmrich 1992, Myneni *et al.* 1992, Pinter 1993, Myneni et Williams 1994). Une liste des principales relations linéaires entre la $FPAR_{PET}$ et des SVI est donnée au tableau 2. Les résultats exceptionnellement bons obtenus par Goward et Huemmrich en 1992 ($R^2 = 0,99$) sont, selon Moreau et Li (1996), attribuables à l'utilisation de données d'intrant du modèle SAIL en particulier l'utilisation de couverture de pâturages caractérisant une végétation homogène. De plus, leurs données sont prises sur une surface plane et sur une végétation homogène

(pâturage), donc ne sont pas soumises à des conditions environnementales limitantes. Les résultats obtenus par Goward *et al.* (1994) sont sujets à des incertitudes statistiques importantes puisqu'ils sont établis sur seulement cinq échantillons à une échelle qui ne permet pas de discriminer toutes les variations de FPAR sur des couvertures végétales. Enfin, les résultats en milieux agricoles ou sur des prairies ne sont pas transposable pour le milieu forestier qui implique des structures de couvert beaucoup plus complexe.

Tableau 2 : Régressions entre des SVI et la FPAR *in situ* issues de la littérature

Pente	Intersection	R ²	Type de végétation	Source
1,06	-0,07	0,99	Pâturage	Goward et Huemmrich (1992)
1,164	-0,143	0,92	Forêt (modèle)	Myneni et Williams (1994)
1,408	-0,396	0,92 ^a	Agriculture (alfalfa)	Pinter (1993)
1,21	-0,04	0,99	Échelle du paysage	Goward <i>et al.</i> (1994)
1,268	-0,309	0,73	Forêt	Hall <i>et al.</i> (1992) ^b
2,213	-0,681	0,67	Forêt	Hall <i>et al.</i> (1992) ^c
1,20	5,39	0,69	Forêt Boréale	Chen (1996a) ^d
0,41	-0,35	0,56	Forêt Boréale	Chen (1996a) ^d
2,30	5,89	0,36	Forêt Boréale	Chen (1996a) ^e
0,57	-0,22	0,30	Forêt Boréale	Chen (1996a) ^e
1,27	-0,03	0,13	Forêt Boréale	Coops et Waring (2001) ^f

^a Ce nombre a été compilé de données traitées dans Moreau et Li (1996).

^b Utilisant un spectromètre (Spectron Engineering 590) montée sur un hélicoptère.

^c Utilisant un radiomètre (Barnes modular multiband radiometer (MMR) montée sur un hélicoptère.

^d Image Landsat printanière de la forêt boréale.

^e Image Landsat du milieu d'été de la forêt boréale relation avec NDVI et SR.

^f Image de la forêt boréale, le FPAR a été remplacé par une table de rendement provenant du maximum d'incrément périodique moyen annuel, c'est-à-dire des valeurs générées par le modèle 3PG pouvant être comparés.

^g Image Landsat de fin d'été de la forêt boréale en Abitibi.

Bien que toutes ces études utilisent des équations de régression linéaire, une forme non linéaire est discernable dans les données de plusieurs études (par ex. Myneni et Williams 1994, Chen 1996a, Coops et Waring 2001). La non-linéarité apparaît aussi dans la relation connue NDVI - L et est associée à un phénomène de saturation du signal spectral avec le cumul de biomasse, en particulier pour des valeurs de $L > 3$ (Myneni *et al.* 1992). De plus, le NDVI et la plupart des SVI sont sensibles à la réflectance provenant du sol (par ex. Goward et Huemmrich, 1992). Les différences de réflectance entre le sol et le couvert forestier peuvent donc partiellement expliquer la dispersion des points autour des équations de régression listées dans le tableau 2 (Moreau et Li 1996). En réalité, les considérations affectant les valeurs de la

$FPAR_{PET}$ et sa relation avec un SVI, varient selon le milieu étudié et les conditions environnantes.

2.4.2 Les facteurs affectant la FPAR de l'image satellite

La diversité des résultats rencontrés par différents auteurs dans la relation entre $FPAR_{PET}$ et SVI (section 2.5.1) démontre que plusieurs facteurs nuisent à cette relation.

En ce qui concerne la géométrie du terrain, les effets de la structure du peuplement, la pente et l'orientation du sol affectent les données de réflectance (Gemmell, 1998). Les effets de la géométrie du soleil sur les valeurs spectrales d'une image ont un impact non négligeable sur la relation $FPAR_{PET}$ - valeurs spectrales de l'image (Huemmrich et Goward 1997). Pour ce qui est de la géométrie de l'angle de visée du capteur sur la scène, deux cas doivent être considérés: i) le plan parallèle au plan principal du soleil et ii) le plan perpendiculaire au plan principal du soleil. Rougean et Bréon (1995) ont évalués les effets de l'angle solaire et de l'angle du capteur sur les valeurs de réflectance de l'image satellite. Leur conclusion suggère que la géométrie optimale observée est de 45° pour l'angle solaire et 60° pour l'angle du capteur sur la scène dans un plan parallèle au soleil et de 60° dans les deux cas pour un plan perpendiculaire au soleil.

L'éclairement, comprend la lumière directe et diffuse. La lumière diffuse a une meilleure pénétration et par conséquent augmente l'absorption de la lumière du PAR dans le couvert de la végétation (Huemmrich et Goward, 1997). En fait, pour un L donné, la lumière diffuse est plus absorbée dans le couvert, par approximativement 10%. La lumière diffuse joue donc un rôle majeur dans l'absorption du PAR.

Les propriétés géométriques des feuilles, leur angle d'insertion, leur teneur en eau et le L influencent les propriétés optiques du couvert, générant ainsi des fonctions de réflectance bidirectionnelles propres à chaque type de couvert forestier (Gemmell 1998, 1999, Gemmell et Varjo, 1999). Selon Goel et Strebel (1984), les propriétés structurales de la canopée, définies par l'angle de distribution des feuilles, seraient minimales dans la relation $FPAR_{PET}/NDVI$. Par

contre, l'absorption des longueurs d'ondes du visible varie avec les concentrations dans les pigments, alors que l'absorption du proche infrarouge varie avec les propriétés structurales internes des feuilles (Knippling, 1970). La réflectance et la transmittance sont assumées égales. L'absorption dans le visible augmentant, les valeurs du NDVI augmentent plus rapidement que la FPAR, il en résulte une saturation du NDVI avant que la FPAR soit complètement absorbée. La présence des tiges dans le couvert a un effet notable sur la réflectance et l'absorption du PAR par le couvert, mais ces effets sont secondaires par rapport à l'effet de sous-bois et à celui des propriétés optiques des feuilles. Selon Huemmrich et Goward (1997), il n'y aurait pas d'études spécifiques permettant de mesurer l'impact des tiges et des branches de différentes essences des sites humides et secs sur la réflectance du couvert. On conclut donc que les mesures de la FPAR pour un peuplement varieront selon la structure du couvert en ce qui concerne la densité de feuillage et selon les ouvertures permettant d'induire un bruit par la végétation de sous-bois.

Selon, Huete *et al.* (1986), Choudhury, (1987), Huemmrich et Goward, (1997) et Chen (1996a), les variations de la réflectance spectrale du sol ont un effet significatif sur le NDVI. La composition spectrale résultante du paysage introduit des variations additives et multiplicatives sur le NDVI et peut affecter sérieusement la relation $FPAR_{PET}/NDVI$. Pour un couvert forestier arborescent donné, il existe de grandes différences de la relation $FPAR_{PET}/NDVI$ due à la réflectance du sous-bois et du sol. L'impact du sous-bois est plus important pour les couverts ouverts ou avec de faibles valeurs de L . Dans de tels cas, la réflectance du sous-bois et la réflectance de fond (mousses, litière) a un effet significatif sur la réflectance du couvert forestier (Spanner *et al.* 1990), donc un effet sur l'absorption du PAR, (Huemmrich et Goward, 1997) en plus de l'effet de l'ombrage des couronnes d'arbres. Selon Chen (1996a), les SVI changent significativement du printemps à l'été dus à la croissance du sous-bois et du couvert végétal.

Malgré que les facteurs qui affectent le plus la relation $FPAR_{PET}/SVI$ varient d'une situation à l'autre, les plus importants pour une région comme celle de l'Abitibi sont, par ordre de sévérité, la végétation de sous-bois et les propriétés optiques des feuilles, la géométrie du soleil et de celle du capteur sur la scène et la géométrie du terrain. Enfin, tous ces effets ont,

non seulement un impact sur la $FPAR_{PET}$ et la $FPAR_{Image}$, mais ont aussi un effet multiplicatif dans les modèles RUE puisque l'erreur entraînée se trouve reproduite dans les relations pour établir la valeur de ϵ .

3 Matériel

3.1 La région pilote en Abitibi

La région-pilote couvre les régions administratives de l'Abitibi-Témiscamingue et du Nord-du-Québec, et elle est située à la limite de la frontière provinciale avec l'Ontario (figure 4). Elle est également limitée à l'ouest par la Forêt modèle du Lac Abitibi et au sud par la ville de Rouyn-Noranda, située à 20 km de la région-pilote. La région-pilote couvre une superficie de 3 800 km² et sa coordonnée géographique centrale est de 49° de latitude nord et de 79° de longitude ouest. La région-pilote Abitibi a été sélectionnée car elle offre un gradient écologique intéressant au point de vue de la transition nord-sud des couverts forestiers. La région-pilote est dominée par la forêt mixte qui est composée principalement d'épinette noire (*Picea mariana*), de sapin baumier (*Abies balsamea*), de bouleau blanc (*Betula papyrifera*) et de peuplier faux-tremble (*Populus tremuloides*) (GTSE, 1996). Elle appartient à l'écozone du bouclier boréal, à l'écorégion des plaines de l'Abitibi et à deux domaines bioclimatiques, soit : i) le domaine de la pessière noire à mousses qui est située au nord et où les tremblaies et bétulaies blanches sont importantes, et ii) le domaine de la sapinière à bouleau blanc qui est situé au sud et où la présence de pin gris (*Pinus banksiana*), du peuplier faux-tremble, et du bouleau blanc est habituelle sur les sites les plus secs (Robitaille et Saucier, 1995).

La topographie de la région est légèrement accidentée dans la partie sud avec des coteaux et des pentes faibles qui dominent le paysage. Nous y retrouvons aussi quelques collines aux versants parfois escarpés pouvant atteindre 500 m. Le relief s'adoucit progressivement vers le nord de la région-pilote pour devenir une plaine légèrement ondulée et ravinée. Les dépôts glaciolacustres argileux recouvrent la majeure partie du territoire et le centre-sud compte de nombreuses et vastes tourbières. Au nord, les dépôts organiques et le till argileux occupent le territoire.

Le climat de la région-pilote est de type subpolaire, subhumide, continental. La température moyenne est de -12°C en hiver et de 14°C en été, donnant ainsi une température annuelle moyenne d'environ 1°C (GTSE, 1996). La saison de croissance est courte (160 jours). Les degrés-jours de croissance varient entre 2 200 et 2 400 $^{\circ}\text{C}$ à l'extrémité sud de la région, et de 2 000 à 2 200 $^{\circ}\text{C}$ dans la partie nord. Les précipitations annuelles varient entre 800 et 900 mm et la couverture de neige atteint en moyenne 250 cm (Robitaille et Saucier, 1995).

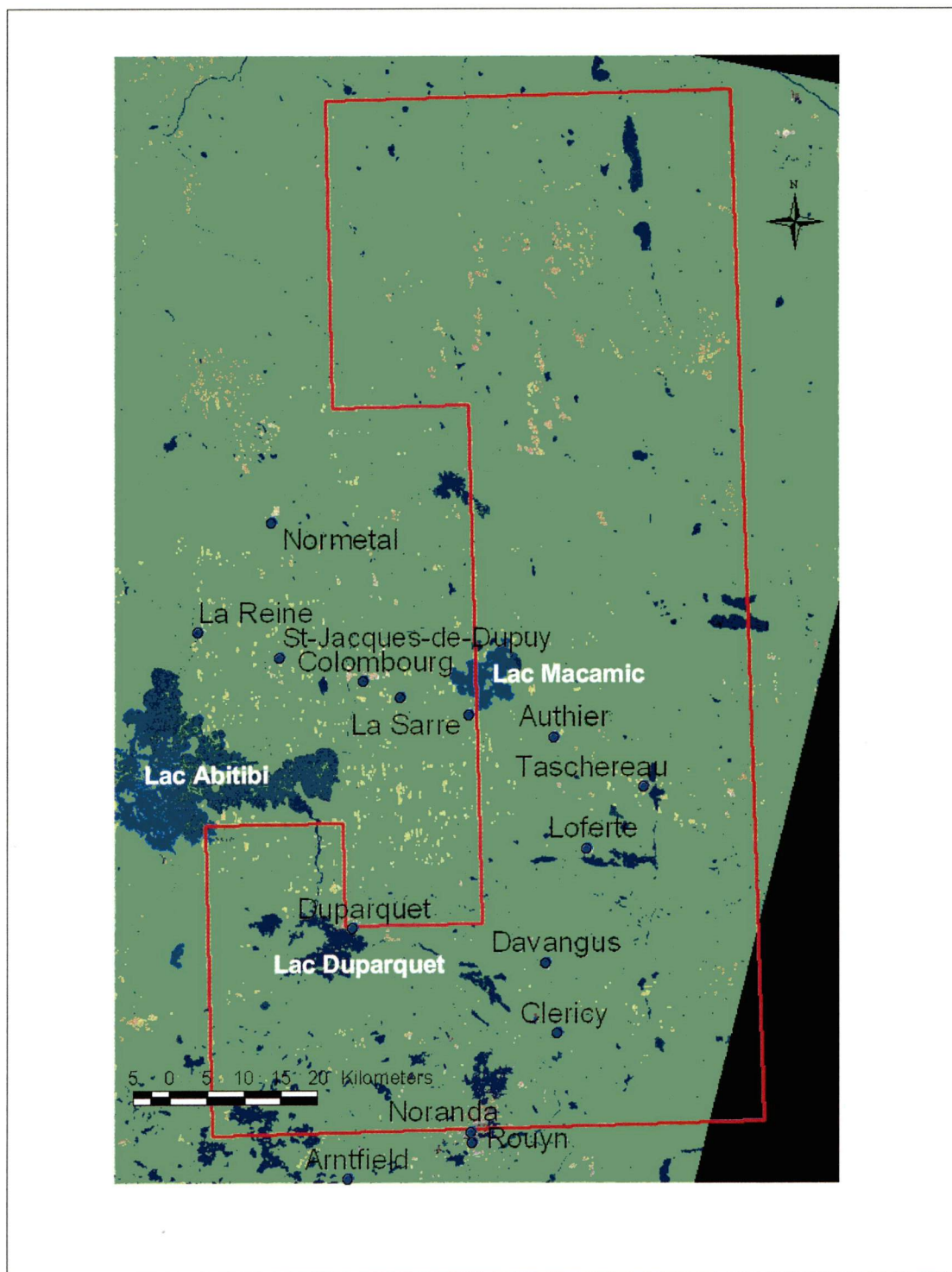


Figure 4 : Région-pilote IRS-Abitibi, Image Landsat ETM, composée fausses couleurs, bandes 3, 4, 5 (Août 2000)

3.2 Les données

3.2.1 L'image satellite

Dans le cadre de ce projet une image du satellite Landsat 7 ETM+ a été choisie pour sa résolution spatiale (30 mètres) et pour la disponibilité de bandes spectrales adéquates pour générer des images d'indices de végétation. De plus, le programme Landsat offre une continuité qui permet d'obtenir des images en archive pour un suivi historique. S'ajoute à ces avantages un intervalle de survol des sites assez fréquent (au 16 jours) pour permettre habituellement la saisie d'au moins une image par année et des coûts d'acquisition très raisonnables. L'image choisie correspond à orbite 19, rangée 26 de Landsat 7 ETM+ acquise le 27 août 2000 à 15:59 GMT (c.-à-d. 10:59 heure normale locale) et aucune couverture nuageuse sur la région d'étude. L'image a été corrigée géométriquement à l'aide des points de contrôle du centre d'information topographique du Canada selon la projection UTM NAD83 zone 17 et a été ramenée en valeur de réflectance TOA (top of atmosphere) à l'aide du logiciel CAM5S (O'Neil *et al.* 1996).

3.2.2 Les inventaires forestiers

Une base de données des placettes-échantillons temporaires (PET) (Québec 2002), du Service de l'inventaire forestier (SIF) du ministère des Ressources naturelles de la Faune et des Parcs du Québec (MRNFPQ), de l'Abitibi fut produite. Elle comprend principalement des données de placettes-échantillons *in situ*, structurées dans le logiciel Access de Microsoft Office 2000. La base de données est composée d'une hiérarchie de cinq tables permettant des requêtes (figure 5). La PET se définit comme une unité d'échantillonnage qui permet de suivre les changements physiques, dendrométriques et écologiques subis par la forêt, en comparant les mesures prises successivement sur les mêmes arbres, à chaque cycle d'inventaire (Québec 2002). Ainsi, des informations concernant les caractéristiques des placettes dont les peuplements, les gaules et les arbres d'une placette sont intégrés dans la base de données de cette étude. Les principales essences retrouvées dans les PET disponibles dans la région d'étude sont : l'épinette noire, le pin gris, le sapin baumier, le bouleau blanc et le peuplier faux-tremble. Les PET du MRNFPQ inclus dans la région-pilote ont été combinés dans la base de données avec les PET de la Forêt d'enseignement et de recherche du Lac Duparquet

(FERLD) ayant le même protocole de mesure. Au total 544 placettes de 400 m² forment la base de données et seulement 60 placettes mesurés de 1996 à 1998 sont composées d'épinette noire. Le positionnement des PET est effectué de façon manuelle sur des cartes au 1: 20 000 ou sur des photographies aériennes (+/- 50 à 75 m d'erreur). Depuis 1998, le positionnement de certaines PET sont saisies à l'aide de GPS et leur précision est meilleur que 30 m (SIF, communication personnelle).

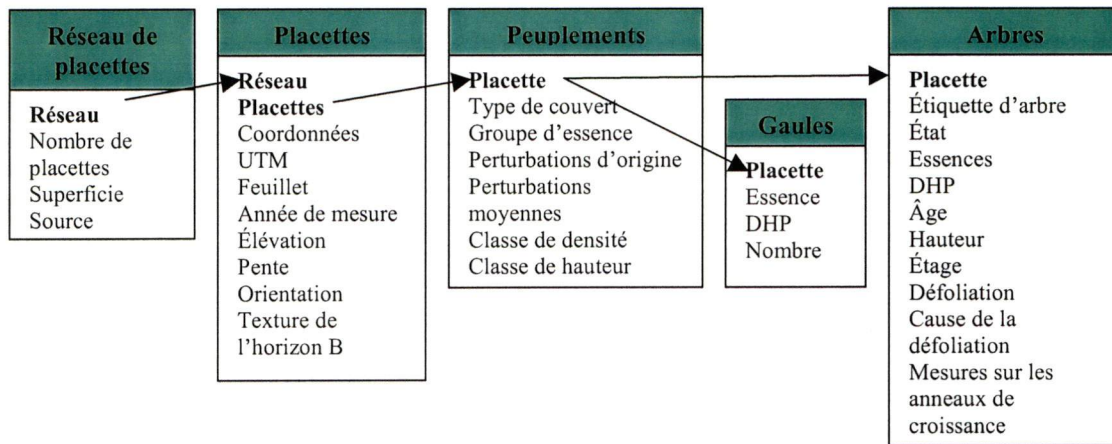


Figure 5 : Composition des tables de la base de données des placettes-échantillons disponibles en Abitibi et liens hiérarchiques qui les unissent.

La base de données de la campagne expérimentale BOREAS est aussi utilisée dans ce projet (Newcomer *et al.* 2000). BOREAS a été conçu pour récolter un échantillonnage forestier à grande échelle afin d'observer l'interaction entre la forêt boréale et l'atmosphère. Des données *in situ*, aériennes et satellitaires ont été recueillies de 1993 à 1996. La campagne expérimentale BOREAS procure des sites d'études que nous croyons compatibles avec les peuplements de la région d'étude en Abitibi, en particulier pour les peuplements d'épinette noire. La région d'étude de BOREAS sud, utilisée dans ce projet appartient à l'écozone des Plaines boréales qui se différencie du Bouclier boréal par une topographie indépendante du substratum. Les affleurements y sont relativement rares, et les lacs, beaucoup moins nombreux. BOREAS sud appartient aussi à l'écorégion des Hautes-terres boréales du centre du Canada. La végétation est une partie de la grande forêt mixte-boréale qui s'étend de façon continue depuis le nord-ouest de l'Ontario jusqu'au piémont des Rocheuses. La région d'étude est dominée par des peuplements denses de peuplier faux-tremble et de peuplier baumier remplacés par l'épinette blanche, l'épinette noire et le sapin baumier aux derniers stades de la succession

(Environnement Canada www.ec.gc.ca/soer-ree). Les peuplements de conifères de l'écorégion des Hautes-terres boréales du centre tendent à produire un tapis de mousses hypnacées, ce qui les différencie des peuplements de l'écorégion des plaines de l'Abitibi. Toutefois, on ne tient pas compte de la couverture du sol des sites de BOREAS dans notre étude. La base de données de BOREAS comprend toutes les données allométriques et optiques utiles à notre projet.

4 Méthodologie

La cartographie de la FPAR à l'aide d'une image de Landsat ETM+ est possible grâce aux mesures *in situ* faites en Abitibi sur 60 PET de peuplements composés de plus de 70 % d'épinette noire et grâce à la campagne de terrain de BOREAS. L'épinette noire est la seule essence étudiée car elle est la seule pour laquelle il a été possible d'obtenir des données compatibles entre la base de données des PET en Abitibi et celle de BOREAS. Ces mesures terrains permettent de faire le calcul de la FPAR *in situ* afin d'établir une relation avec les valeurs spectrales de l'image Landsat.

4.1 Mesures *in situ* de la FPAR

Le calcul *in situ* de la FPAR découle de l'équation de Beer-Lambert (section 2.3.2 eq.13) où la FPAR d'une PET (FPAR_{PET}) est exprimée selon la formule suivante:

$$FPAR_{PET} = 1 - e^{-k_{\text{conifère}} L_{PET}} \quad (18)$$

où $k_{\text{conifère}}$ est le coefficient d'atténuation de la lumière pour les conifères et le L_{PET} est l'indice de surface foliaire pour la PET. La méthode pour passer des mesures prises dans les PET au calcul de la FPAR *in situ* est résumée à la figure 6. Les données terrain de BOREAS contiennent des mesures de biomasse aérienne totale (Biomasse_{BOREAS}) et de L (L_{BOREAS}) pour chaque site d'étude. Une relation linéaire simple entre la Biomasse_{BOREAS} et le L_{BOREAS} procure une équation dont les coefficients appliqués à la biomasse par PET (Biomasse_{PET}) permettent le calcul du L_{PET} :

$$L_{PET} = (a \times \text{Biomasse}_{PET}) + b. \quad (19)$$

La biomasse aérienne de chaque arbre (Biomasse_{arbre}) de la PET est calculée à l'aide d'équations tirées de la littérature (Ker 1984, Ter-Mikaelian et Korzukhin 1997, Fournier *et al.* 2003b) qui lient le DHP de l'arbre à sa biomasse aérienne (tonne/hectare) :

$$\text{Biomasse}_{\text{arbre}} = aDHP^b \quad (20)$$

La somme de la Biomasse_{arbre} est calculée pour l'ensemble de la PET (Biomasse_{PET}) (eq.21). :

$$\text{Biomasse}_{\text{PET}} = \sum_{\text{arbre}=1}^n \text{Biomasse}_{\text{arbre}} \quad (21)$$

où n est le nombre d'arbre dans la placette ayant 1cm et plus de diamètre de tige. Ces équations de biomasse ont été calculées sur les PET d'épinette noire dans le domaine de la sapinière à bouleau blanc et le domaine de la pessière noire à mousses. Les valeurs de biomasse de chaque PET ont été fournies par le Service canadien des forêts et le calcul requis est documenté dans Fournier *et al.* (2003b). À partir de la Biomasse_{PET}, il est possible de calculer le L_{PET} (eq. 19) à l'aide d'une équation de régression obtenues de BOREAS. La Biomasse_{BOREAS} est mise en relation avec des mesures optiques de L (L_{BOREAS}) provenant des sites de BOREAS à l'aide d'une équation linéaire simple (figure 6 bloc a). Les coefficients obtenus de cette régression permettent de substituer la Biomasse_{BOREAS} par la Biomasse_{PET} pour le calcul de L_{PET} (figure 6 bloc b et c).

Une valeur du coefficient k est suggérée par Aubin *et al.* (2000) à partir de mesures dans des peuplements forestiers en Abitibi. Elle demeure constante pour différents groupes d'essences de conifères et pour différentes densités du peuplement. Le calcul du k par Aubin *et al.* (2000) implique la somme de plusieurs mesures dans un peuplement :

$$k_{\text{conifère}} = \sum_q k_q / n \quad (22)$$

où q est le quadrat de 1 m² d'échantillonnage. Le k_q est calculé à partir de la formule suivante :

$$k_q = \frac{-\ln(\text{PPFD}_{\text{below}}/\text{PPFD}_{\text{above}})}{L_q} \quad (23)$$

où le PPFD est le pourcentage de la densité du flux de photons photosynthétiques sous (PPFD_{below}) et au-dessus (PPFD_{above}) du couvert forestier mesurée à l'aide du quantumètre LI-190 (LI-COR, inc., Lincoln, Neb.). Le L_q est l'indice de surface foliaire par quadrat estimé

à partir de 180 quadrats en utilisant une équation de régression prédictive du L lié au pourcentage de couvert. Cette régression a été obtenue à partir de mesures directes de L et de pourcentage de couvert fait dans 22 quadrats. Dans chaque quadrat le L a été évalué par une méthode destructive de la végétation (Aubin *et al.* 2000). En utilisant les valeurs de k proposées par Aubin *et al.* (2000) et les valeurs de L_{PET} , il est possible de calculer des valeurs de $FPAR_{PET}$ par la loi de Beer-Lambert (éq. 18).

Les conditions de normalité et d'homogénéité des variances sont requises pour établir des relations statistiques à partir d'une variable. Or si les valeurs calculées de la $FPAR_{PET}$ ne rencontrent pas ces conditions, il est recommandé de transformer les données pour stabiliser la variance observée de la variable prédite et normaliser les résidus (Dohoo *et al.* 2003). La transformation utilisée dans notre cas est l'arcsinus de la racine carrée (Dohoo *et al.* 2003, Sokal et Rohlf 1994) :

$$FPAR_{arcsin} = \arcsin(\sqrt{FPAR_{PET}}). \quad (24)$$

La $FPAR_{arcsin}$ permet d'établir une relation simple avec les valeurs spectrales des images, pour une variable ayant une distribution qui se rapproche de la normale.

Afin de vérifier la validité de la démarche pour le la $FPAR_{PET}$, la procédure méthodologique a été appliquée à tous les sites de peuplements d'épinette noire de la campagne BOREAS pour ensuite les comparer à des mesures optiques prises de façon indépendantes sur les même sites (figure 6 bloc e). Les valeurs de L_{BOREAS} ont donc été associées au coefficient $k_{conifère}$ pour le calcul de la $FPAR_{BOREAS}$. La $FPAR_{BOREAS}$ a ensuite été comparée à des mesures optiques ($FPAR_{Opt-BOREAS}$) (éq. 11) (Newcomer *et al.* 2000). La $FPAR_{Opt-BOREAS}$ a été mesurée le long d'un transect dans les sites à l'aide du TRAC qui a servi d'instrument de mesures (Chen et Cihlar 1995a). Les mesures ont été prises sous et sur le couvert forestier d'épinette noire (Chen 1996a et c, Newcomer *et al.* 2000).

Figure 6 : Méthodologie pour le calcul de la $FPAR_{PET}$

4.2 Le calcul de la FPAR sur l'image

Nous avons exploré deux approches à la cartographie de la FPAR (figure 7), la première consiste à mettre en relation la $FPAR_{\arcsin}$ avec les valeurs spectrales des pixels correspondant à la position de chaque PET par régression linéaire simple (Chen 1996a, Coops et Waring 2001, Hall *et al.* 1992). Les valeurs spectrales utilisées sont les valeurs de réflectance des bandes spectrales de l'image de Landsat ETM+ ou un SVI. La seconde approche consiste d'abord au calcul de L_{PET} et à établir une régression mathématique avec les valeurs spectrales ou de SVI des pixels correspondant à la position de chaque PET. Les valeurs de L_{image} sont calculées pour tous les pixels de peuplement d'épinette de l'image pour ensuite calculer la FPAR sur l'image ($FPAR_{image}$) à l'aide du k que l'on associe aux valeurs de L_{image} .

Une classification spectrale de l'image en classes thématiques de couverts forestiers permet d'associer les régressions mathématiques pertinentes pour les conifères. La classification spectrale des images fut effectuée afin d'obtenir, pour chaque pixel, le type forestier général des peuplements (conifère/feuillu/mixte) et trois niveaux de densité de couvert pour la région

d'étude de l'Abitibi (tableau 3). Une classification thématique a été faite sur l'image satellitaire par le Service canadien des forêts à l'aide d'un algorithme non dirigé, un étiquetage manuel des groupements spectraux (*hyperspectral clustering*) et l'algorithme du plus proche voisin (Franklin et Wulder 2002). Malheureusement, il n'a pas été possible de dissocier les pixels d'épinette noire de l'ensemble des conifères considérés comme des épinettes. Un masque sur toutes les classes de peuplements résineux et des coupes récentes a été produit dans le but d'entreprendre l'analyse sur ces classes.

Tableau 3 : Description des classes et attributs relatifs aux résineux et à la surface dénudée

Classes	Description	Classes détaillées
Surface dénudée	Comprend les coupes récentes ainsi que plusieurs autre classes de surfaces dénudées : sédiments de rivières, sols nus, sédiments de lacs ou de marais, rives de réservoirs, plages, amas de billots, zone de brûlis, routes, sédiments de vase, rives, moraines, amoncellement de gravier, déblais de mine, surface de chemin de fer, bâtiments et aires de stationnements, ou autres surfaces non végétales.	La seule classe forestière pertinente : coupes récentes
Résineux denses	Densité du couvert supérieur à 60%; le peuplement résineux composent 75% de la surface terrière du peuplement.	Résineux vieux Résineux jeunes
Résineux ouverts	Densité de 26 à 60%; les résineux occupent 75% et plus de la surface terrière du peuplement.	Résineux ouverts à fond de mousse
Résineux épars	Densité de 10 à 25%; les résineux occupent 75% et plus de la surface terrière du peuplement..	Lande boisée résineuse à fond de mousse

Les bandes spectrales individuelles et les SVI ont été utilisés afin de lier les valeurs spectrales de l'image satellitaire aux paramètres mesurables des peuplements forestiers, notamment le L_{PET} ou la $FPAR_{\arcsin}$. Les SVI sont aussi intéressants parce qu'ils s'appliquent à des séquences d'images multitemporelles et aux images de différents satellites. Les SVI les plus cités dans la littérature en lien avec le L et la FPAR (Hatfield *et al.* 1984, Asrar 1985a, 1986, Choudhury 1987, Myneni *et al.* 1992, Goward et Huemmrich 1992, Pinter 1993) sont le SR (IR/R) et le NDVI $((IR-R)/(IR+R))$. L'indice différentiel normalisé d'humidité (NDMI : $(IR-IR_m)/(IR+IR_m)$) a aussi été testé. Des images de ces trois indices ont été produites avec les bandes spectrales de l'image ETM+. Des relations furent établies par régression linéaire simple entre les valeurs de L_{PET} ou de la $FPAR_{PET}$ et les valeurs correspondantes de bandes spectrales ou de SVI pour les pixels de l'image associée aux PET. Le coefficient de

détermination R^2 de Pearson a permis de juger de la qualité de prédiction des valeurs spectrales de l'image de la FPAR.

Il est prévisible que la localisation des PET chevauche plus d'un pixel ou que le pixel possède une aire qui dépasse celle de la PET. Pour mieux évaluer cet aspect, la moyenne, la variabilité et l'écart-type ont été calculés sur des fenêtres de 3×3 appliquées à chaque pixel associé à une PET. Ces calculs permettent donc de mieux quantifier la représentativité des valeurs spectrales d'un pixel en relation avec leur PET. Ces calculs sont appliqués sur les bandes spectrales 3, 4 et 5 et sur les trois SVI choisis. Le calcul de variabilité compte le nombre de pixels ayant des valeurs différentes dans une fenêtre de 3×3 ; ainsi il y a neuf possibilités de variabilité pour le pixel ayant la même localisation qu'une PET. Des critères liés à la variabilité ou à l'écart-type minimal a permis d'éliminer des pixels (et leur PET associé) sur l'hypothèse d'une trop grande hétérogénéité locale. Les PET et pixels retenus ont donc une meilleure représentativité pour calculer une relation si elle existe. Le calcul d'une régression statistique entre les valeurs spectrales des pixels associés aux PET et les variables d'intérêt (L, FPAR) a donc pu se faire à l'aide d'un ensemble réduit mais représentatifs de PET.

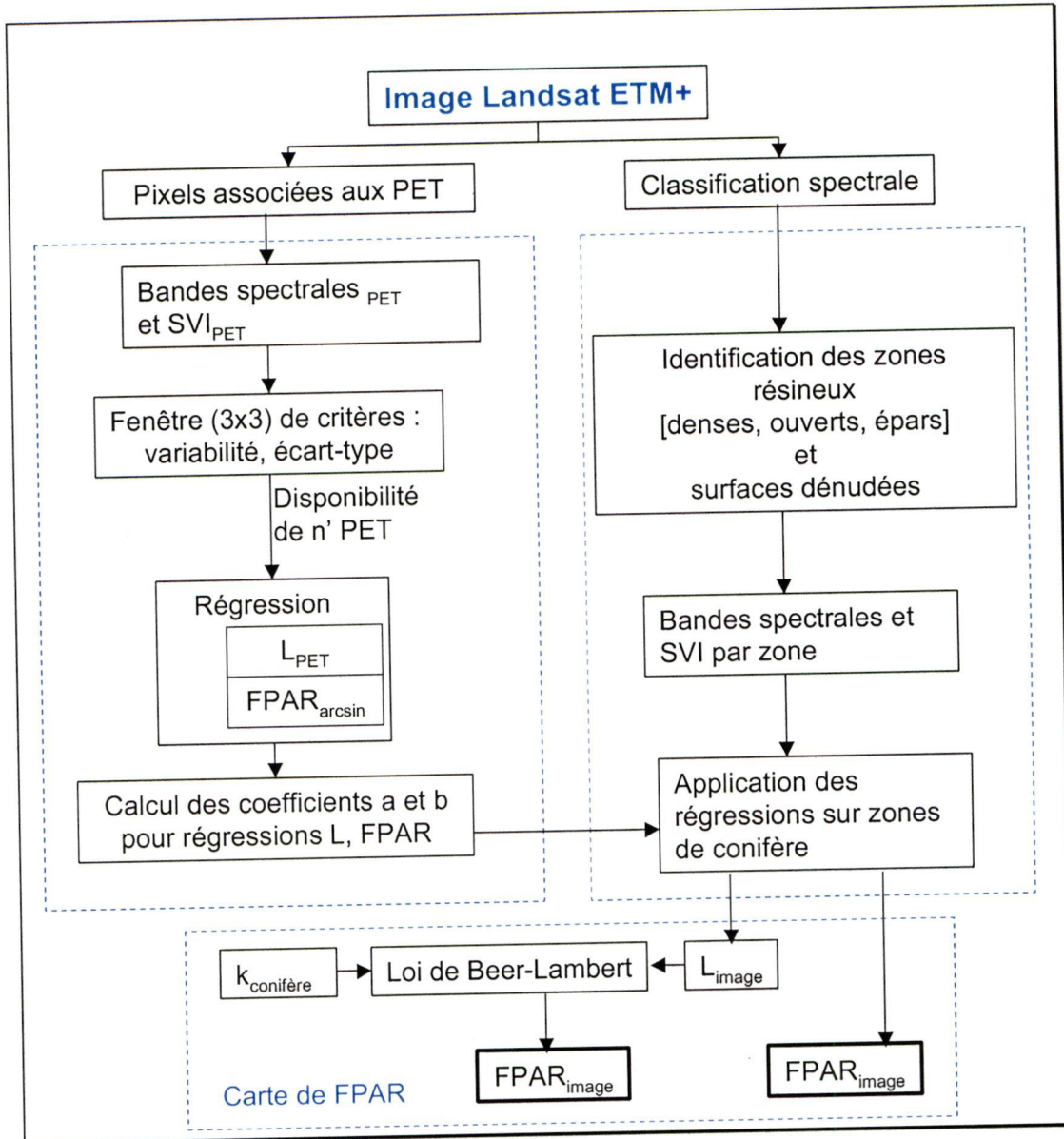


Figure 7 : Deux méthodes de calcul de la $FPAR_{image}$, toutes deux utilisant des équations de régressions entre L_{PET} ou $FPAR_{PET}$ et les valeurs spectrales de l'image.

4.3 Le processus de validation

La normalité des variables et des régressions linéaires simples produites entre le L_{PET} ou la $FPAR_{arcsin}$ avec les valeurs spectrales des bandes 3, 4 et 5 de Landsat ETM+, a été vérifiée par différents tests statistiques. Premièrement, le test de Levene (Modified Levene Test, Levene 1960) a permis de vérifier l'homogénéité des variances. Le deuxième test utilisé est celui

d'Agostino Omnibus (NCSS 2000) qui vérifie la normalité des valeurs résiduelles. D'autres tests statistiques permettent d'évaluer de la pertinence du modèle de régression calculé. Par exemple, le test de F-Statistique vérifie la variance des deux variables d'une régression, il permet donc de vérifier si la pente est différente de 0 à un seuil de signification de 95%. Un p inférieur à 0.05 est alors souhaitable car il confirmerait que la variable en x apporte réellement de l'information significative pour prédire la $FPAR_{image}$. Les coefficients de pente et d'ordonnée à l'origine ainsi que le R^2 et la racine carré de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) sont aussi calculés pour expliquer la pertinence des modèles de régression. Des graphiques de la relation entre les valeurs prédites et les résidus, du quantile normal des résidus de la $FPAR_{arcsin}$ et de la distance de Cook ont apporté des explications supplémentaires sur la pertinence, le degré d'ajustement, les forces et les faiblesses de certains modèles de régressions.

La quantité de PET disponible, ayant les critères de variabilité et d'écart-type prescrits pour établir une relation convenable avec les valeurs spectrales, est trop petite pour fournir des groupes distincts de données d'étalonnage et de vérification. Dans de tels cas, la méthode suggérée pour valider le modèle de régression est la méthode de rééchantillonnage du bootstrap. La méthode du bootstrap prélève une série d'échantillons aléatoires et simples avec remise de n observations dans l'échantillon initial, considéré comme une population (Palm 2002). L'utilisation du bootstrap est basée sur l'hypothèse que les données observées sont représentatives de la population sous-jacente. Cette technique procure des estimés de l'erreur type, des intervalles de confiance et de la distribution pour toutes les statistiques paramétriques et non paramétriques. Les répliques de résultats sont utilisées pour calculer le biais, la moyenne et l'erreur type de l'estimé du bootstrap sur les statistiques (Effron et Tibshinari 1993, Shao et Tu 1995, S-Plus Guide to statistics vol. 2 2001). En rééchantillonnant les valeurs à partir des observations, le processus d'échantillonnage de la population est imité. Cette méthode consiste à (1) soustraire un groupe de données dans la population testée (par ex. : $FPAR_{arcsin}$ de 20 PET) pour les remplacer par un groupe de dimension similaire composé de réplique de valeurs restantes (par ex. : on enlève 5 valeurs sur 20 et on reproduit par des répliques les valeurs manquantes pour obtenir un nouveaux groupe de données de 20 PET). Les statistiques sont calculées pour ce nouvel arrangement. (2) Ensuite, on repart des 20 PET

initiales et on répète le même processus qu'en (1). La sélection, des données de substitution et le nombre de points des groupes de données soustraites est variable d'une itération à l'autre.

Une réplication de 250 groupes de PET est recommandée comme minimum pour estimer l'erreur standard et de 1000 pour estimer le biais (Effron et Tibshinari 1993). Nous avons donc produit un bootstrap de 1000 réitérations d'échantillons de PET (par ex. : 1000 groupes de 20 PET) sur les valeurs de la régression linéaire comprenant les PET conservées dans le modèle de régression pour s'assurer que le nombre minimum de réplication pour le calcul du biais soit atteint. Le p du test t de Student a été calculé sur les coefficients de régressions. La valeur du p est calculée en divisant le biais par l'erreur-type (Sokal et Rohlf 1994). Cette division permet de vérifier si le biais calculé pour la régression est différent de zéro. L'intervalle de confiance à un taux de signification de 95% a aussi été calculé (éq. 25) sur les coefficients (interception, $FPAR_{\arcsin}$), afin de vérifier si l'erreur-type dépassait les limites supérieures et inférieures de l'intervalle (éq. 26).

$$\text{Intervalle de confiance} = 1,96 \times \text{Erreur-type} \quad (25)$$

$$\text{Limite inférieure} = \text{Moyenne} - \text{Intervalle de confiance} \quad (26)$$

$$\text{Limite supérieure} = \text{Moyenne} + \text{Intervalle de confiance}$$

5 Résultats et leurs analyses

5.1 Le calcul du L_{PET} et de la $FPAR_{PET}$

Le calcul du L_{PET} et de la $FPAR_{PET}$, nécessaire pour établir une relation entre les PET et l'image a été possible grâce aux mesures de $Biomasse_{BOREAS}$ et de L_{BOREAS} (Newcomer *et al.* 2000) (figure 6, bloc a). La conversion de $Biomasse_{PET}$ en valeurs de L_{PET} utilise les coefficients de la régression linéaire (figure 6, bloc b) entre la $Biomasse_{BOREAS}$ et L_{BOREAS} . Les résultats des calculs à partir de 45 sites expérimentaux de peuplements d'épinette noire sont donnés au tableau 4. Le coefficient de détermination (R^2) de la régression linéaire est de 0,77 (figure 8). Le test D'Agostino Omnibus calculé sur la régression donne une valeur de 1,93 dont la probabilité associée est de 0,38. Cette probabilité, étant supérieure à 0,05, confirme la normalité des valeurs résiduelles. Par contre, l'homogénéité des variances est rejeté car le test de Levene donne une valeur de 5,98 et une probabilité de 0,02, ce qui est inférieure à 0,05. Aucune transformation de données n'a permis de corriger cette hétérogénéité. Le RMSE de 0,65 est relativement élevée, mais le nuage de point de la figure 8 permet d'apporter certaines explications. Le nombre de points sont insuffisants dans les plages de valeurs de biomasse autour de 30 000 kg/ha et pour les valeurs de plus de 70 000 kg/ha. Ceci pourraient engendrer une anormalité ou une variance hétérogène pour la régression, tel que soulevée par le test de Levene. Par contre, le test de F-Statistique a permis d'identifier que le coefficient de L était significativement différent de zéro (tableau 4), ce qui suggère que la biomasse apporte de l'information significative pour prédire le L. Cette régression a donc été jugée acceptable pour notre étude. Puisque les coefficients de régression des relations de BOREAS nous ont permis de calculer le L_{PET} , nous passons au calcul de la $Biomasse_{PET}$ à partir des valeurs de $Biomasse_{arbre}$ (figure 6, bloc c).

Tableau 4 : Valeurs du modèle de régression entre la biomasse aérienne totales et le L des sites de BOREAS

N	Pente (erreur type)	Interception (erreur type)	R^2	RMSE	F-Statistique (p)
45	0 (0)	1,74 (0,16)	0,77	0,65	141,4 (0)

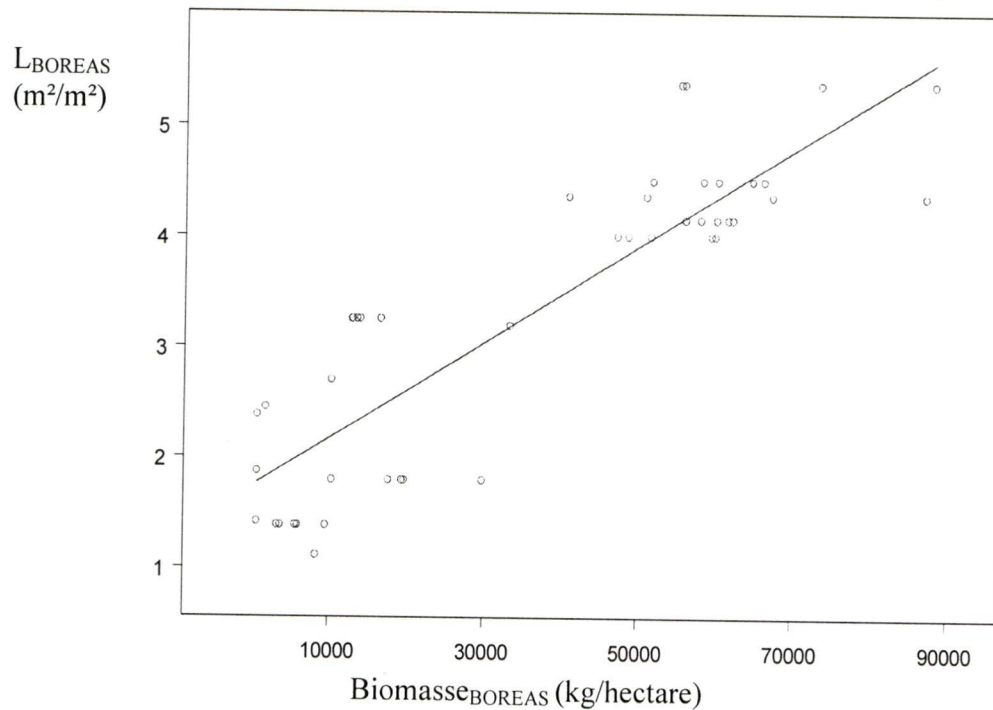


Figure 8 : Régression entre la biomasse aérienne totale et L de peuplements d'épinette noire dans les sites d'étude de la campagne BOREAS (L_{BOREAS})

Le calcul de la $\text{Biomasse}_{\text{arbre}}$ de chaque arbre d'une PET a été possible grâce aux relations entre le diamètre à hauteur de poitrine (DHP) et la biomasse aérienne fournies par Ker (1984) et Ter-Mikaelian et Korzukhin (1997). Le DHP est une mesure disponible à partir des données d'inventaire pour toutes les PET du MRNFPQ en Abitibi. La $\text{Biomasse}_{\text{arbre}}$ de tous les arbres d'une PET est additionnée pour calculer la $\text{Biomasse}_{\text{PET}}$ (figure 6, bloc c). L'erreur associée à ce calcul est évaluée dans Fournier *et al.* (2003b) où les valeurs de $\text{Biomasse}_{\text{PET}}$ calculées par écodomaines du Québec sont comparées avec les valeurs prédites à partir de tables de conversion ($\text{Biomasse}_{\text{Table}}$) (tableau 5). Seuls les valeurs pour les écodomaines de l'érablière à bouleau jaune (A), la sapinière à bouleau jaune (B), la sapinière à bouleau blanc (C) et la pessière à mousse (D) sont mentionnés ici car les autres écodomaines ont un nombre insuffisant de PET pour l'évaluation de l'erreur. On observe très peu de différence entre les valeurs des $\text{Biomasse}_{\text{PET}}$ et celle prédites ($\text{Biomasse}_{\text{Table}}$) de chaque écodomaines. Le tableau 5 montre que la moyenne des différences ($\text{Biomasse}_{\text{PET}} - \text{Biomasse}_{\text{Table}}$) pour tous les écodomaines confondus n'est que de 3% et que l'écart maximum entre biomasses enregistrées entre deux

écodomaines est de 7% (écodomaines B et C). Ce résultat nous permet de supposer que l'écorégion du site d'étude de BOREAS offre, comme pour les écodomaines du Québec, les caractéristiques écologiques essentielles au maintien de l'épinette noire. Comme les différences de gradient écologique des écodomaines du Québec n'affectent que peu les valeurs de Biomasse_{PET}, on peut s'attendre à ce que des faibles écarts s'appliquent aussi entre la biomasse mesurée pour l'écorégion des Hautes terres boréales du centre de la région d'étude de BOREAS et celles mesurées en Abitibi.

Tableau 5 : Comparaison des valeurs de biomasse (tonne/hectares) entre les mesures terrains et les valeurs prédites à l'échelle de la PET par écodomaines. Tiré de Fournier *et al.* 2003b

	Total	A	B	C	D
Observée	891739	89214	179936	329238	293351
Prédite	922889	90220	192709	329893	310067
Différence (%)	3	1	7	0	6
Nombre de PET	11246	998	2326	4283	3639

Les valeurs de Biomasse_{PET} sont associées aux coefficients de régression de la Biomasse_{BOREAS} et du L_{BOREAS} pour le calcul du L_{PET} (figure 6 bloc a et b) pour les placettes en Abitibi. Les valeurs calculées de L_{PET} sont ensuite associées à des coefficients d'atténuation de la lumière ($k_{conifère}$) choisis en fonction de la composition et de la structure du peuplement. Aubin *et al.* (2000) suggèrent un k de 0,52 pour les conifères à couvert fermé. Or cette valeur mesurée de $k_{conifère}$ provient de peuplements composés majoritairement par les espèces suivantes : thuya occidental (*Thuja occidentalis* L.), bouleau jaune (*Picea glauca*), bouleau blanc, peuplier faux-tremble et sapin baumier. Nous avons vérifié son applicabilité pour les peuplements d'épinettes en calculant la $FPAR_{BOREAS}$ en utilisant le L_{BOREAS} et $k_{conifère} = 0,52$ dans l'équation de Beer-Lambert (éq. 18). La comparaison des résultats de la $FPAR_{BOREAS}$ obtenus entre notre méthode et celle provenant de mesures indépendantes (avec instruments optiques) de la campagne BOREAS soit la $FPAR_{Opt-BOREAS}$ (Newcomer *et al.* 2000) montre de bonnes corrélations pour l'épinette noire ($R^2 = 0,95$) (figure 9, tableau 6). La valeur d'Agostino Omnibus pour cette relation est de 1.59 et la probabilité de 0,45. La valeur du test de Levene est de 0,28 et sa probabilité est de 0,60. Ces deux probabilités étant largement supérieures à 0,05, il n'y a aucun doute concernant la normalité des résidus et l'homogénéité des variances. Le test de F-Statistique offre une probabilité de 0, ce qui

confirme que le coefficient de FPAR calculé est différent de zéro donc que la $FPAR_{BOREAS}$ calculé est véritablement corrélé avec la $FPAR_{Opt-BOREAS}$. Les bons résultats pour le calcul de la FPAR à l'aide de la valeur de $k_{conifère}$ de Aubin *et al.* (2000) appliqué sur les peuplements d'épinettes des sites expérimentaux de BOREAS permet donc d'étendre leur utilisation aux sites d'épinettes en Abitibi. La prochaine étape (figure 6, bloc d) vise le calcul de la $FPAR_{PET}$ en utilisant le $k_{conifère}$ et le L_{PET} .

Tableau 6 : Valeurs du modèle de régression entre la $FPAR_{BOREAS}$ calculé dans les sites d'étude de BOREAS et la $FPAR_{Opt-BOREAS}$ mesuré

N	Pente (erreur type)	Interception (erreur type)	R^2	RMSE	F-Statistique (P)
45	0,82 (0,023)	0,13 (0,29)	0,95	0,003	787,7 (0)

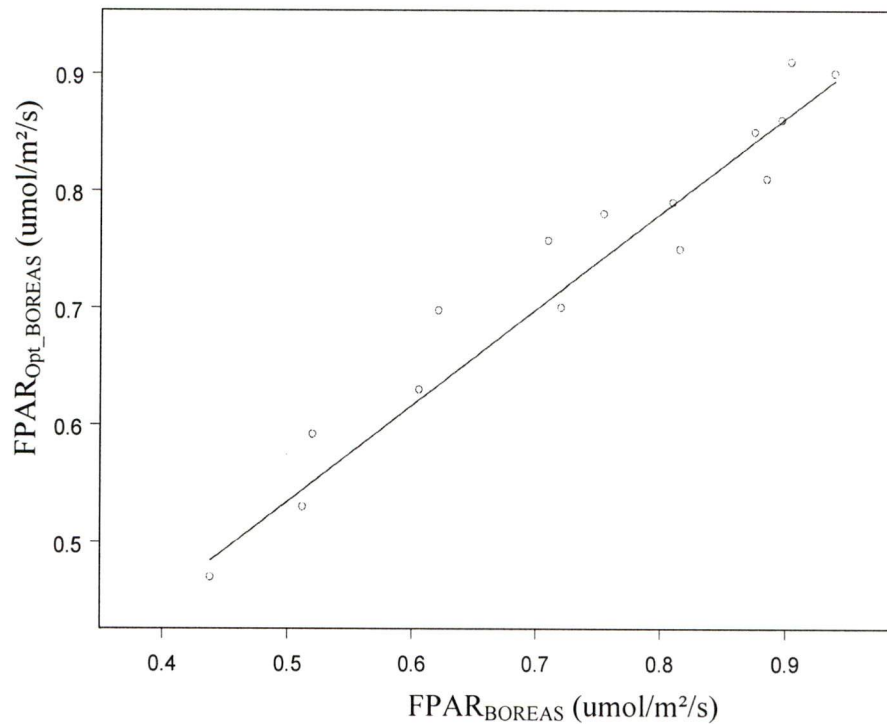


Figure 9 : La $FPAR_{BOREAS}$ calculée à l'aide de l'équation de Beer-Lambert et mesurée à l'aide d'instrument optique dans le cadre de la campagne BOREAS ($FPAR_{Opt-BOREAS}$)

Les distributions des valeurs de L_{PET} et de la $FPAR_{PET}$ pour les 60 PET de peuplements d'épinette noire en Abitibi sont présentées aux figures 10 et 11. Puisque les données de la $FPAR_{PET}$ ne sont pas distribuées normalement, une transformation fut nécessaire pour produire des régressions avec ces données et celles de l'image ETM+ de Landsat. La transformation qui a permis de ramener la distribution vers la normale est l'arcsinus de la racine carrée (éq. 24) de la $FPAR_{PET}$ ($FPAR_{arcsin}$) présentée à la figure 11b.

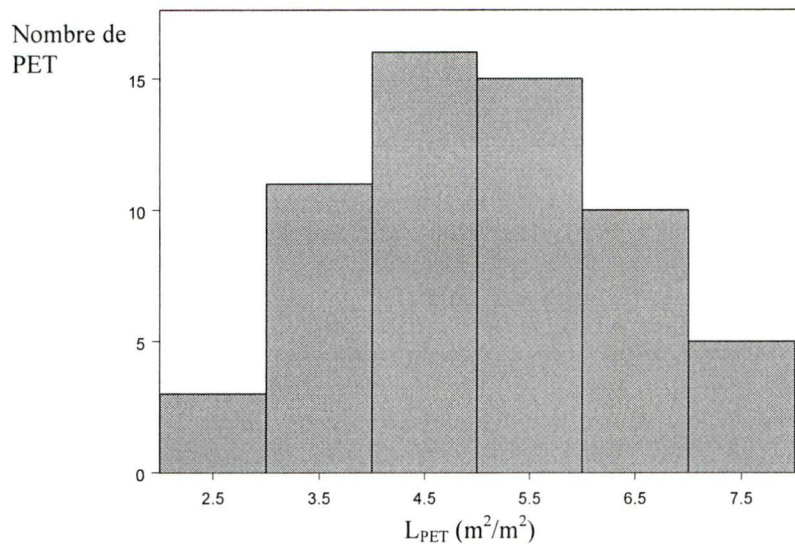


Figure 10 : Distribution des valeurs de L_{PET} des peuplements d'épinette noire

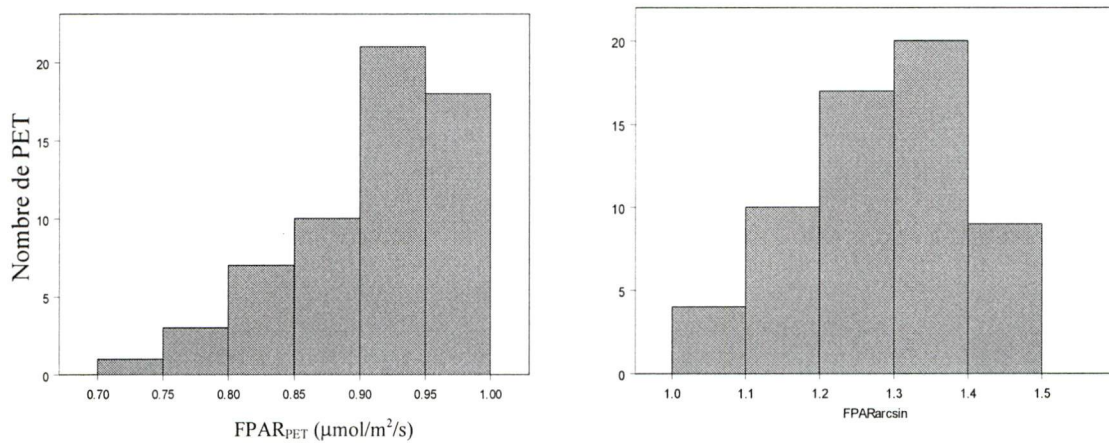


Figure 11 : Distribution des valeurs de la $FPAR_{PET}$ des peuplements d'épinette noire (a) sans transformation et (b) transformée en arcsin de la racine carrée de $FPAR_{PET}$.

5.2 L'utilité des bandes spectrales et des SVI

Une série de régressions linéaires ont été produites afin d'établir des relations entre les bandes spectrales de Landsat ETM+ et le L_{PET} ou la $FPAR_{arcsin}$. Les relations entre les bandes spectrales individuelles ou les SVI et le L_{PET} ou la $FPAR_{arcsin}$, pour les 60 PET d'épinette noire, sont présentées à la figure 12 sous la forme de nuages de points. La dispersion des valeurs de bandes (figure 12 a) et de SVI (figure 12 b) n'a pas permis d'établir de corrélation avec les valeurs de L_{PET} ou de la $FPAR_{arcsin}$.

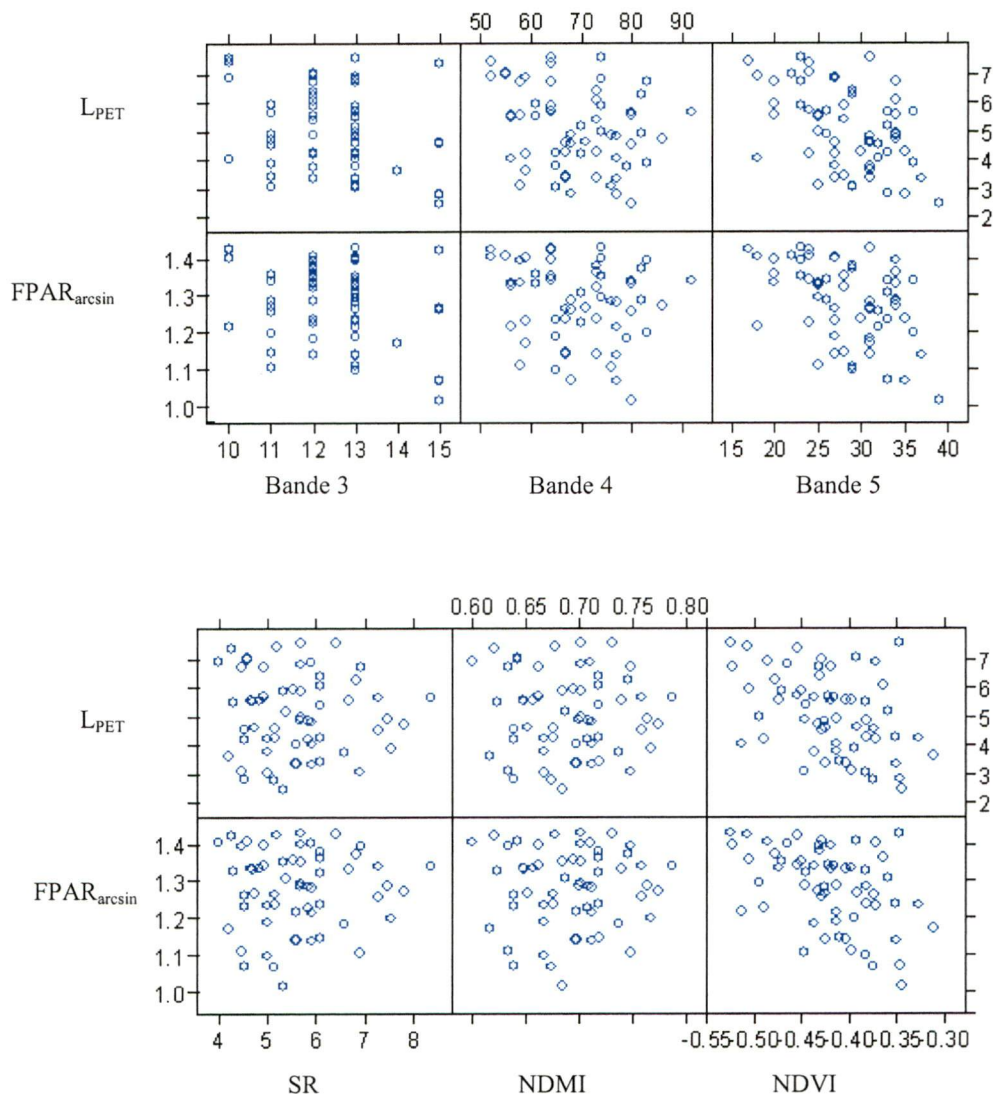


Figure 12 : Relations entre le L_{PET} ou la $FPAR_{arcsin}$ et les bandes spectrales 3, 4 et 5 de Landsat ETM+ ou les SVI.

Les PET pertinentes pour le calcul de la relation furent sélectionnées à partir de critères supplémentaires établis par des seuils de variabilité et d'écart-type des valeurs de pixels de l'image ETM+, positionnés sur ces PET. Une série de régressions entre les bandes spectrales avec le L_{PET} ou la $FPAR_{arcsin}$, choisies à partir des pixels sélectionnées, ont permis de déterminer s'il était possible d'obtenir des relations entre ces valeurs. Cette sélection réduite n'a pas amélioré les résultats de façon sensible avec les SVI. Les meilleurs résultats de SVI proviennent des relations $NDMI - L_{PET}$ ($R^2 = 0,26$) avec 20 PET. En conséquence, aucun SVI n'a été retenu pour la cartographie de la FPAR et l'étude s'est poursuivie en utilisant des relations avec les bandes spectrales individuelles.

Une sélection restreinte de placettes a apportée une amélioration marquée des résultats des régressions entre la bande 3 et la $FPAR_{arcsin}$ ou L_{PET} (tableau 7). Les résultats pour la relation $L_{PET} -$ bande 3 ont connus des améliorations marquées selon le critère de sélection mais pas aussi intéressantes que celles avec la $FPAR_{arcsin}$. En conséquence, l'utilisation du L_{PET} pour la cartographie de L_{Image} puis de la $FPAR_{Image}$ a été écartée. La relation $FPAR_{arcsin} -$ bande 3 s'est amélioré graduellement en particulier si on considère toutes les 60 PET où $R^2 = 0,10$ (figure 13a), si on ne garde que les pixels ayant une variabilité locale < 4 où $R^2 = 0,38$ pour 29 PET (figure 13b) et enfin pour les pixel affichant une variabilité locale < 4 et un écart-type $< 0,7$ où $R^2 = 0,54$ pour 20 PET (figure 13c). Les résultats des tests D'Agostino Omnibus et de Levene pour les régressions sont présentés au tableau 8. Toutes les valeurs de probabilité reliées à ces tests étaient supérieures à 0,05, donc les conditions d'application de la régression ont été respectées.

Selon la figure 13c, la ligne de régression était bien centrée sur la médiane. La pente de la droite de régression n'était pas seulement expliqué par les valeurs extrêmes, donc n'influençaient pas le modèle de régression. La valeur calculée du RMSE à 0,08 (tableau 7) était acceptable étant données le nombre de PET. De plus, la valeur de probabilité 0,0002 issue du test de F-Statistique était significative, c'est-à-dire que la bande 3 apportait de l'information pertinente pour prédire la $FPAR_{arcsin}$. Puisque la sélection des pixels de 20 PET présentait les résultats de R^2 les plus favorables à la cartographie de la $FPAR_{Image}$, nous nous attarderons sur les statistiques qui entourent cette régression (figure 13c).

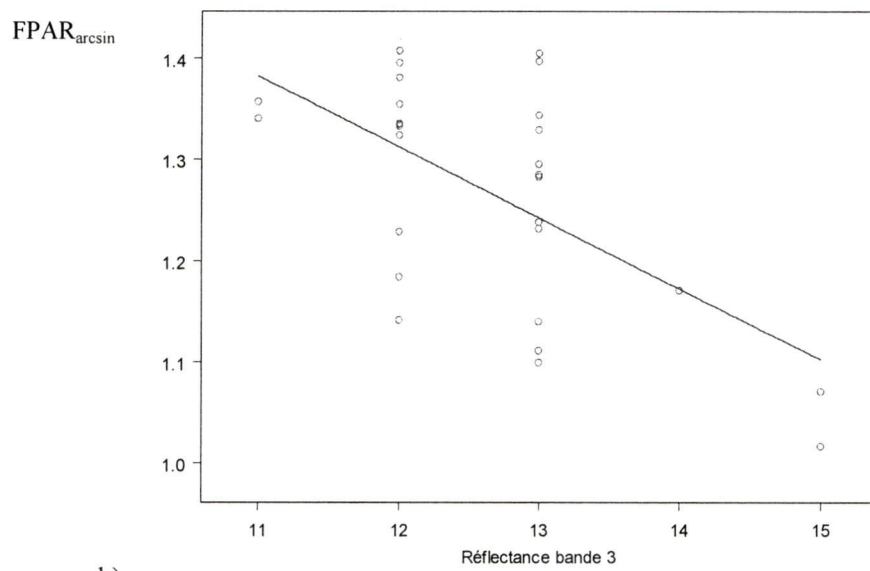
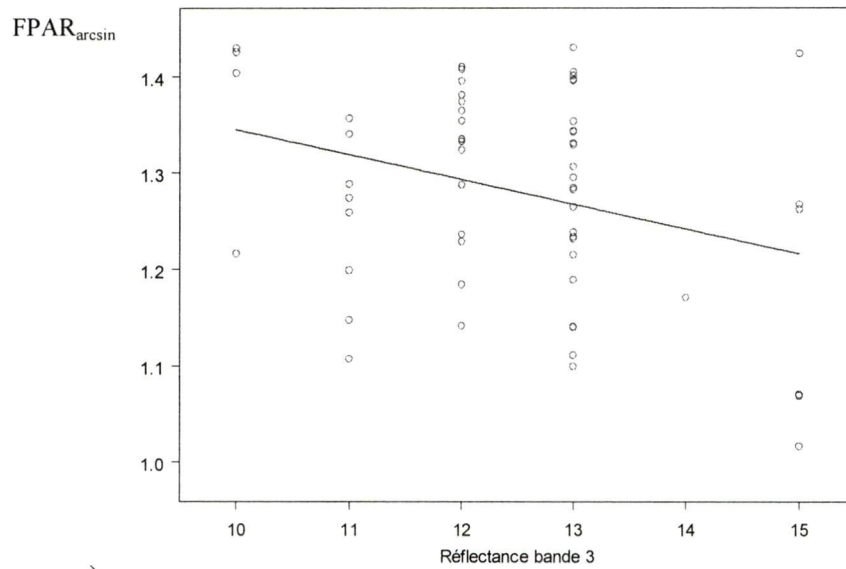
Tableau 7 : Régressions entre les bandes spectrales de ETM+ classifiées conifères avec le L_{PET} ou la $FPAR_{arcsin}$ selon différents critères de classification des PET et statistiques.

Nombre de PET	Critère*	Pente (erreur type)	Interception (erreur type)	R^2	RMSE	F-Statistique (P)
Variables : x = Réflectance bande 3; y = L						
60	-	-0,30	8,85	0,08	-	-
29	Var<4	-0,76	14,52	0,32	-	-
20	Var<4 E-T<0,7	-0,91	16,09	0,48	-	-
Variables : x = Réflectance bande 3; y = FPAR						
60	-	-0,02 (0,01)	1,60 (0,13)	0,10	0,10	6,12 (0,0163)
29	Var<4	-0,07 (0,02)	2,15 (0,21)	0,38	0,09	16,88 (0,0003)
20	Var<4 E-T<0,7	-0,085 (0,02)	2,32 (0,23)	0,54	0,08	20,95 (0,0002)

* Var = variabilité et E-T = écart-type

Tableau 8 : Probabilité des tests D'Agostino Omnibus et de Levene sur les régressions entre la bande 3 et la $FPAR_{arcsin}$ selon différents critères de classification des PET. Le seuil de signification du P des tests de Levene et d'Agostino Omnibus est de 0,05

Nombre de PET	Critère	P de Levene	P D'Agostino Omnibus
60	-	0,26	0,14
29	Var<4	0,34	0,78
20	Var<4 E-T<0,7	0,76	0,29



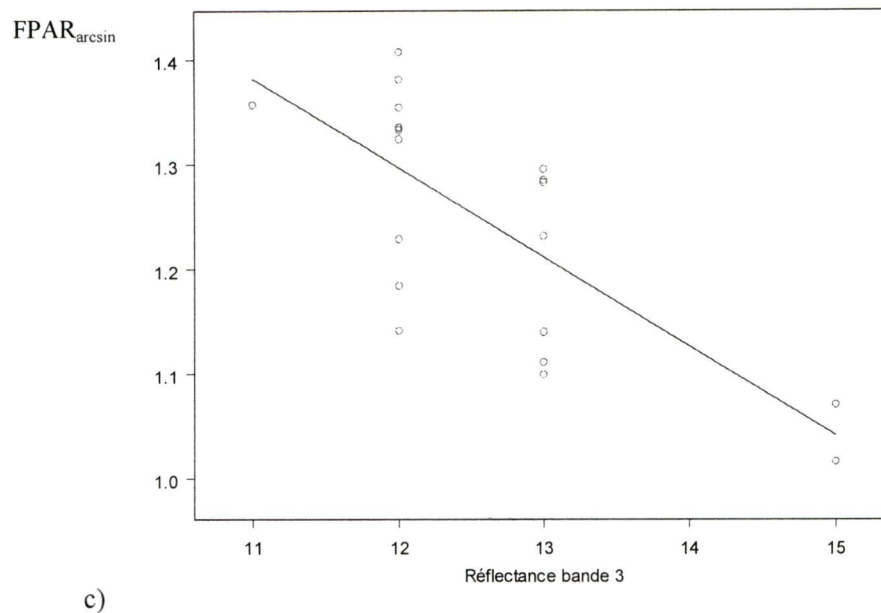


Figure 13 : Relation entre les valeurs spectrales de la bande 3 et les valeurs de la $FPAR_{arcsin}$; a) 60 PET, b) sélectionnées selon le critère de variabilité inférieur à 4 (29 PET), c) sélectionnées selon le critère de variabilité inférieur à 4 et d'écart-type inférieur à 0,7, (20 PET).

5.3 L'évaluation des résultats

Une série de statistiques ont été produites afin d'évaluer les forces et les faiblesses du modèle de régression entre la bande 3 et la $FPAR_{arcsin}$ (figure 13c). La figure 14 montre la relation entre les valeurs prédites du modèle de régression de la $FPAR_{arcsin}$ et les résidus des valeurs observées. On cherche à évaluer la façon dont le modèle s'ajuste par rapport à différentes valeurs résiduelles. On souhaite donc que la variance soit égale pour toutes les valeurs prédites. Pour les valeurs prédites de la $FPAR_{arcsin}$ de 1,2 et 1,3, la variance semble relativement élevée. Par contre, les valeurs extrêmes minimum et maximum sont proches de la valeur observée (0,0) des résidus et cette caractéristique améliore notre capacité d'estimer ces valeurs extrêmes par l'équation de régression. Les données pour la valeur 1,1 seraient manquantes. Dans l'ensemble ce graphique offre des valeurs prédites et de résidus assez bien ajustés pour accepter la régression malgré un faible nombre de données.

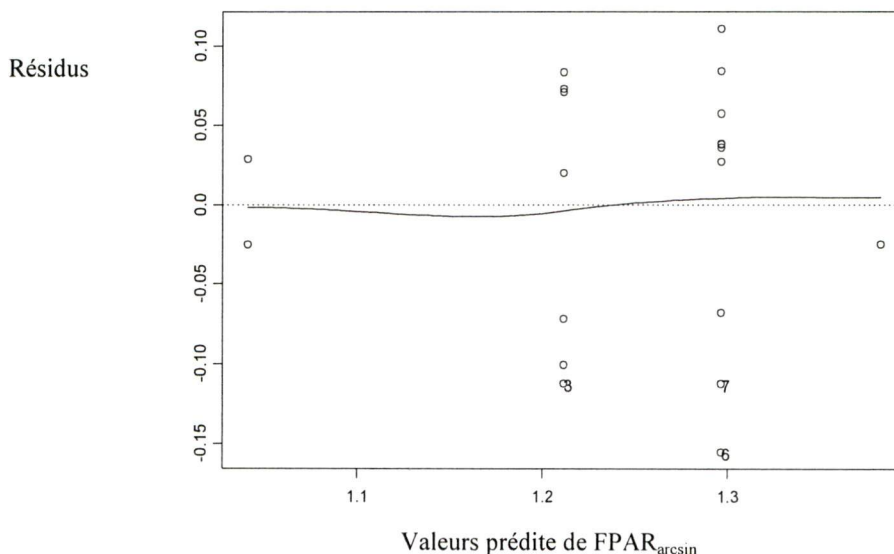


Figure 14: Graphique de la relation entre les valeurs d'ajustement et les résidus

La figure 15 montre le graphique du quantile normale des résidus de la $FPAR_{arcsin}$. Ce graphique permet de vérifier la façon dont les données erronées sont distribuées sur la ligne du quantile. Les résidus sont relativement bien distribués au centre mais l'ajustement aux extrêmes n'est pas très bon, ce qui a pour conséquence de rendre les résidus légèrement anormaux. Cette lacune suggère que les valeurs extrêmes de $FPAR$ risquent d'être représentés de façon biaisée par le modèle de régression. La faible quantité de PET et la variance élevée des valeurs de la $FPAR_{arcsin}$, pour une même valeur discrète de la bande 3 (figure 13 c) expliquent en partie ce manque d'ajustement sur le quantile.

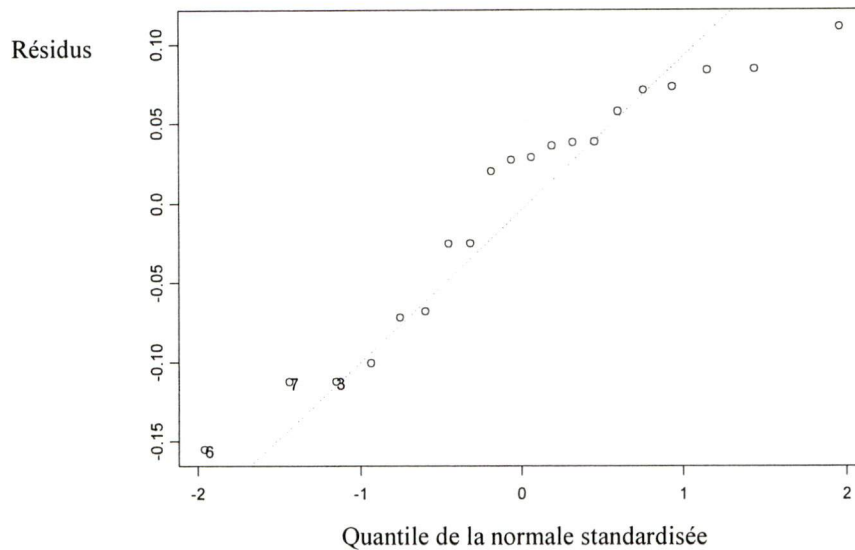


Figure 15 : Graphique du quantile normal des résidus de la $FPAR_{arcsin}$

Le graphique de la distance de Cook (figure 16) mesure l'influence de chaque observation sur les coefficients de régression. Les observations 6, 7 et 20 sont celles ayant les plus contribuées à influencer la régressions. Si ces observations étaient enlevées, les coefficients du modèle changeraient aussi. Il est important de remarquer que les observations 6 et 7 sont aussi des valeurs sous estimés par ce modèle de régression (figure 14). Ceci peut suggérer que la faible quantité de PET a pour conséquence d'imposer à la régression des valeurs de $FPAR_{arcsin}$ qui semblent être des exceptions (cas isolés) sans pouvoir évaluer si ces exceptions deviennent la règle avec un plus grand échantillon de PET.

On peut conclure des statistiques appliquées aux résultats que le modèle de régression est relativement bien ajusté aux données et qu'un plus grand nombre d'échantillons permettrait d'évaluer avec plus de conviction les forces et les lacunes du modèle. De plus, les valeurs discrètes de la bande 3 ne sont pas très étalées sur la plage de valeurs spectrales puisqu'elles se situent entre 11 et 15. On peut remarquer que la variance des valeurs de $FPAR_{arcsin}$ n'est élevée que pour une seule valeur de la bande 3 (voir figure 14).

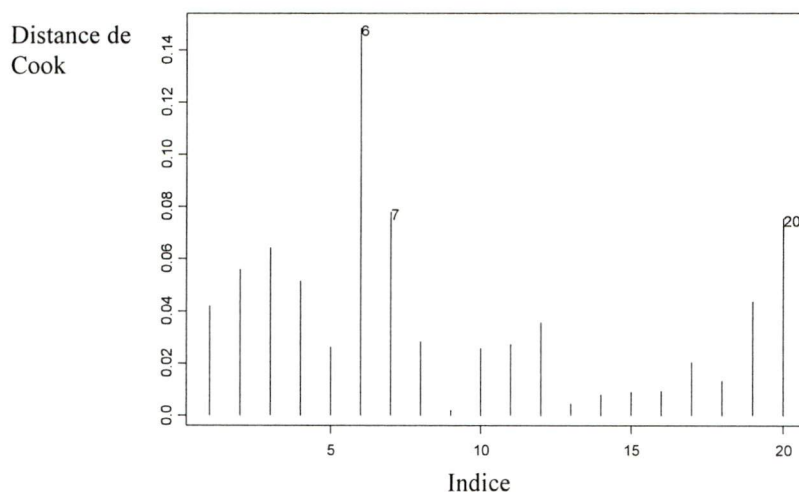


Figure 16 : Graphique de distance de Cook

La méthode statistique du bootstrap a été utilisée comme méthode de validation du modèle de régression entre la bande 3 et la $FPAR_{arcsin}$ des 20 PET sélectionnées (tableau 7, figure 13 c). En tout, 1000 réitérations de groupes de 20 échantillons établis à partir des valeurs de la $FPAR_{arcsin}$ et de la bande 3 des 20 PET ont été produites. La méthode du bootstrap permet de calculer, entre autre, la moyenne des coefficients de régression du bootstrap et de la comparer aux données observées (tableau 9). La différence entre données observées et la moyenne a donné un biais de 0,22 pour l'ordonnée à l'origine et de 0,16 pour la pente de la $FPAR_{arcsin}$. Les deux moyennes sont donc très proches des données observées. On a choisi deux statistiques pour vérifier les résultats de réitération du bootstrap sur les 20 PET. (1) Le biais de l'ordonnée à l'origine et de la pente se calcule à l'aide du test de t de Student. Une valeur de p de 0,1 (tableau 9) a été trouvée, ce qui est acceptable étant donné que l'on souhaite un biais le plus près possible de 0. (2) L'erreur-type a été calculée pour un intervalle de confiance à un seuil de 0,05 (eq. 25) sur les coefficients (ordonnée à l'origine, $FPAR_{arcsin}$) afin de vérifier si l'erreur-type dépassait les seuils minimum et maximum de la moyenne (eq. 27) (tableau 9). En additionnant la moyenne à l'intervalle de confiance, l'intervalle 4,28 de l'ordonnée à l'origine dépasse le seuil maximum de 0,02, ce qui suggère une erreur-type négligeable. Pour le coefficient de pente de la $FPAR_{arcsin}$, l'addition de la moyenne à l'intervalle donne un résultat (-2,87) à l'intérieur de la moyenne calculée par le bootstrap.

Tableau 9 : Résultats du bootstrap sur 1000 réitérations de l'échantillonnage de la $FPAR_{\arcsin}$ et les valeurs de la bande 3 de Landsat ETM+.

	Observé	Biais (erreur type)	Intervalle	Moyenne du bootstrap (min, max)	Valeur p du t de Student
Interception	20,484	-0,222 (2,186)	$\pm 4,28$	20,262 (16,26, 24,26)	0,1
$FPAR_{\arcsin}$	-6,329	0,163 (1,682)	$\pm 3,30$	-6,166 (-10,17, -2,17)	0,1

5.4 La carte de la $FPAR$

Une carte de la $FPAR_{image}$ fut produite à partir de l'équation de régression calculée entre la bande 3 et la $FPAR_{\arcsin}$ (figure 17). Cette carte montre que pour la région pilote, les valeurs de la $FPAR_{image}$ sont largement distribuées entre 0,8 et 1. Toutefois, la portion nord de la région-pilote, c'est-à-dire l'écodomaine de la pessière à mousses, est dominée par des peuplements résineux épars et ouverts (figure 17a) où les valeurs de la $FPAR_{image}$ sont généralement plus faibles. Les peuplements denses de l'écodomaine de la sapinière à épinette noire (figure 17b) montrent des valeurs de la $FPAR_{image}$ élevées. Lorsque les peuplements résineux sont compris dans des secteurs près de peuplements feuillus ou mélangés, comme pour l'écodomaine de la sapinière à bouleau blanc (figure 17c), les valeurs de la $FPAR_{image}$ sont relativement élevées puisque la densité des îlots de peuplement résineux est habituellement forte. La carte produite est donc fidèle à ce que l'on peut s'attendre dans les écodomaines de la région pilote.

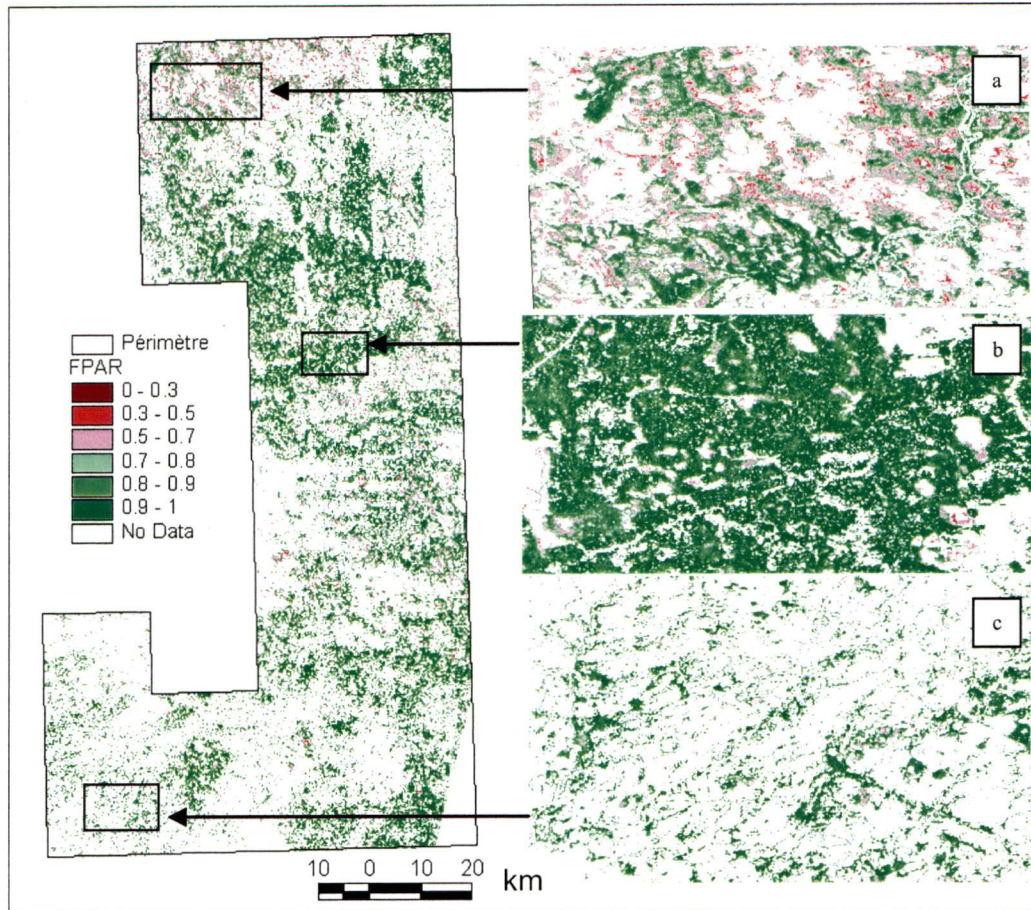


Figure 17 : Carte de la $FPAR_{image}$ pour les peuplements de résineux en Abitibi produite à partir de l'équation de régression de la $FPAR_{arcsin}$ et bande 3 (figure 17, tableau 7) couvrant les écodomaines (a) de la pessière à mousses, (b) de la sapinière à épinette noire et (c) de la sapinière à bouleau blanc.

La détection des secteurs de coupes totales et l'établissement de leurs contours à partir de la carte de la $FPAR_{image}$ est cruciale, surtout dans un contexte où la $FPAR_{image}$ est utilisée dans l'attribution de valeurs de productivité forestière. La $FPAR_{image}$ (figure 18d) provenant de l'équation de régression entre la bande 3 et la $FPAR_{arcsin}$, permet d'identifier les coupes en leur attribuant des valeurs négatives. La carte produite de la relation choisie donne des valeurs de la $FPAR_{image}$ apparemment raisonnables pour les peuplements de résineux et discerne bien les coupes, ce qui en fait une approche pratique. Les SVI ont aussi été testés afin d'identifier l'image qui a le meilleur potentiel d'identification des coupes. Chaque SVI a donc un potentiel différent de détection des coupes, toutefois nos tests ont montré que le SR (figure

18a) et le NDMI (figure 18c) sont les seuls indices qui permettent d'identifier les coupes avec une précision acceptable. Le SR permet de bien discerner les zones de coupes forestières. Par contre, les valeurs de SR restent trop uniformes pour les pixels de peuplements forestiers, ce qui exclut son utilisation pour la cartographie pour des valeurs plus élevées de la $FPAR_{image}$. Quant au NDVI (figure 18b), il ne permet pas de bien discerner les secteurs de coupes et le reste de la végétation. On peut en conclure que la relation entre la bande 3 et la $FPAR_{arcsin}$ offre des résultats comparable aux SVI qui discernes bien les coupes et que cette relation offre en plus, des valeurs de FPAR auxquels on peut s'attendre en forêt boréale.

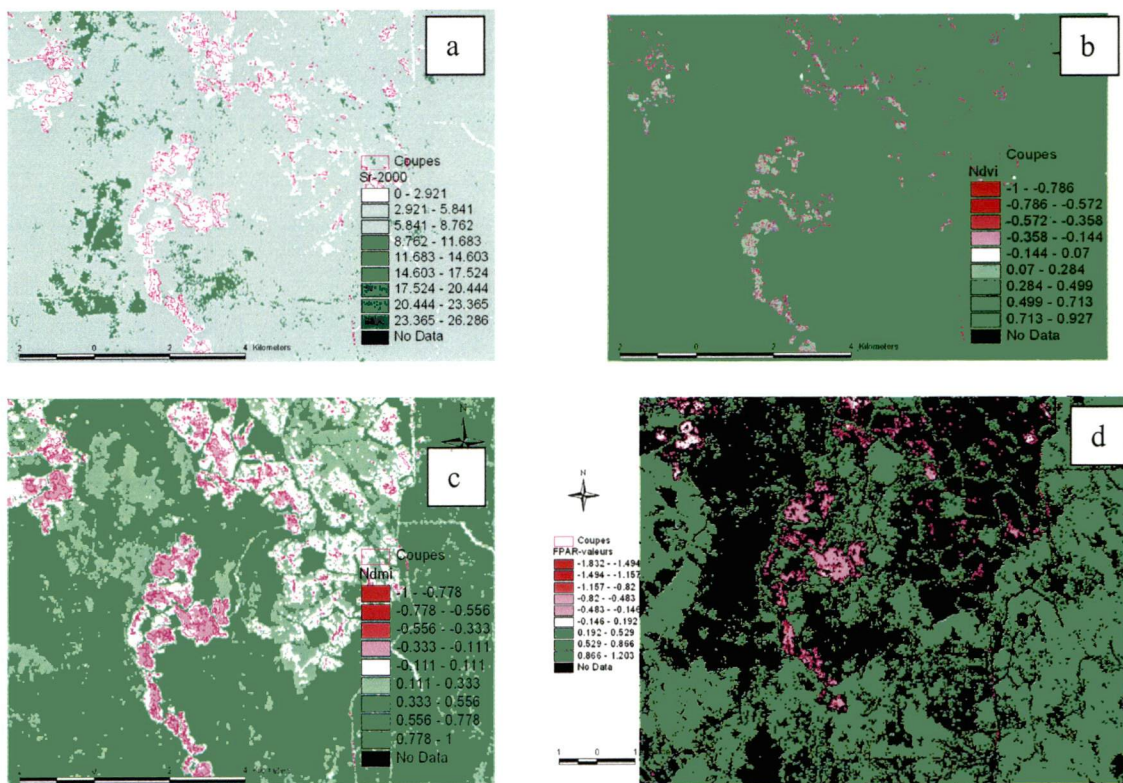


Figure 18 : Identification des coupes forestières par a) SR, b) NDVI, c) NDMI, d) cartographie de la $FPAR_{image}$.

6 Discussion

Le calcul de la $FPAR_{image}$ a impliqué des choix qui seront discutés pour mieux comprendre les résultats de notre étude dans un cadre plus étendu, tel que celui qui existe dans la littérature sur le sujet. Globalement la démarche implique d'abord de se procurer des valeurs représentatives des peuplements d'épinette noire au niveau des placettes et ensuite d'identifier une relation entre le $FPAR_{PET}$ et les valeurs spectrales de l'image pour produire une carte de la $FPAR_{image}$. Toutefois, l'apport potentiel des modèles géométriques-optiques qui pourraient répondre aux objectifs de travail a été envisagé et nous avons trouvé approprié d'y relater leurs pertinences malgré un succès mitigé dans nos essais. Nous avons enfin choisi de discuter des perspectives afin de baliser la réflexion de ceux qui poursuivront dans la foulée de nos travaux.

6.1 Le calcul de L_{PET} et de la $FPAR_{PET}$

Les calculs de la $FPAR_{PET}$ dépendent principalement du lien entre les mesures prises dans l'inventaire forestier et de l'évaluation de L_{PET} et de $k_{conifère}$. Une hypothèse de travail de ce projet stipule qu'il est possible de calculer des valeurs de la $FPAR_{PET}$ à partir des données allométriques de placettes. Comme la mesure finale de la $FPAR_{PET}$ sert de donnée de référence pour établir des relations avec l'image satellite ($FPAR_{image}$), il est important de relater les erreurs potentielles associées aux calculs intermédiaires et aux variables intermédiaires. Or le calcul de la $FPAR_{PET}$ à l'aide de plusieurs mesures allométriques ou de valeurs estimés entraîne des erreurs cumulatives (figure 6). On sait par exemple que le L_{PET} et le $k_{conifère}$ sont des variables difficiles à estimer. Ainsi, dans quelle mesure les choix faits dans la méthodologie pour ce travail sont judicieux ? Les variables à traiter sont mentionnées par ordre d'utilisation dans le calcul de la $FPAR_{PET}$: les mesures de DHP des arbres des PET en Abitibi, la Biomasse, le L et le k.

Les mesures terrains sont parmi les plus fiables de la chaîne de calcul. Les peuplements forestiers sont toutefois très variables, ce qui implique souvent des relations allométriques faibles. Le DHP permet d'évaluer la biomasse sèche aérienne des arbres, valeurs qui sont additionnées pour la $Biomasse_{PET}$. Dans le protocole d'inventaire, le DHP est

systématiquement mesuré sur les arbres d'une PET. Plusieurs études proposent des relations mathématiques spécifiques entre le DHP et la biomasse des épinettes (Ker, 1984 et Ter-Mikaelian *et al.* 1997). Malgré des variabilités normales pour les écosystèmes végétales, les mesures de DHP sur les PET de l'Abitibi forment une base solide pour la suite des calculs. L'utilisation de relations allométriques à partir des mesures faites dans les placettes (habituellement le DHP) est fréquente pour estimer des variables pour les inventaires forestiers québécois et canadien. Plusieurs publications traitent de l'utilisation de ces données pour le calcul du volume de la tige ou de la biomasse (Ker 1984, Perron 1985 et Ter-Mikaelian *et al.* 1997 etc.).

Puisque la FPAR peut être calculée avec des valeurs de biomasse, il est donc utile d'appuyer son calcul à partir de procédures bien établies, en l'occurrence le calcul de la biomasse de la placette. Les mesures de biomasse proviennent d'une relation entre le DHP et des équations issues d'études publiées (Ker, 1984 et Ter-Mikaelian *et al.* 1997). Il existe des erreurs cumulatives lors de la conversion, à l'aide d'équations de régression, des valeurs de DHP en biomasse aérienne sèche de l'arbre ($Biomasse_{\text{arbre}}$). La $Biomasse_{\text{arbre}}$ calculée est sommée pour tous les arbres de la PET. L'étude de Fournier *et al.* (2003b) permet d'évaluer grossièrement l'erreur estimée de la $Biomasse_{\text{PET}}$ et calculée à partir d'équations allométriques. En effet, cette étude a évaluée les différences entre les données observées et celles prédites pour les PET des écodomaines du Québec (tableau 5). Globalement, la différence entre données observées et prédites était près de 3% pour l'ensemble des PET d'épinette noire de 4 écodomaines du Québec. Cette moyenne a été utilisée comme un indicateur de l'erreur estimé de la $Biomasse_{\text{PET}}$. Ces faibles différences entre écodomaines fort variées suggèrent une variabilité suffisamment faible pour utiliser avec confiance ce calcul de biomasse sur les PET de l'Abitibi (section 5.1). Cette même évaluation des différences appui aussi l'utilisation des mêmes relations pour les calculer. On peut s'attendre aux mêmes erreurs associées à la $Biomasse_{\text{BOREAS}}$. On peut donc conclure que les calculs de $Biomasse_{\text{PET}}$ et $Biomasse_{\text{BOREAS}}$ sont bien appuyés par les études antérieures assurant la poursuite des travaux pour le calcul de L_{PET} .

Le calcul de L_{PET} dépend de la disponibilité de la Biomasse_{BOREAS}, de la validité de la relation Biomasse_{BOREAS} - L_{BOREAS} , et enfin de l'application de cette relation sur les placettes de l'Abitibi. Les données de la campagne de terrain BOREAS ont procuré des mesures sur des sites qui permettent d'établir une relation entre la Biomasse_{BOREAS} et le L_{BOREAS} mesuré sur les peuplements d'épinette noire. Les mesures prises dans cette campagne ont été jugées rigoureuses pour établir nos relations puisque la base de données est bien documentée pour distribution à la communauté scientifique en plus d'avoir servie dans un grand nombre de publications (<http://www-eosdis.ornl.gov/BOREAS>). La relation calculée entre la Biomasse_{BOREAS} et le L_{BOREAS} à partir de peuplements d'épinettes noires a procuré une relation relativement bonne ($R^2 = 0,77$; figure 8). L'équation de régression tirée de cette relation a permis de calculer un L_{PET} pour les PET de l'Abitibi où la Biomasse_{PET} est connue. Ici, nous avons appuyé notre démarche sur l'hypothèse que la relation Biomasse_{BOREAS} - L_{BOREAS} pouvait s'étendre à l'Abitibi en substituant Biomasse_{BOREAS} par Biomasse_{PET} pour calculer L_{PET} . Or cette hypothèse s'appuie aussi sur l'apparente invariabilité entre écodomaines qui existe pour la Biomasse_{PET} et sur le lien entre la biomasse aérienne et la surface foliaire (L_{PET}). On a aussi voulu évaluer l'intégration d'une valeur du coefficient de transmission de lumière, k , pour le calcul de la $FPAR_{PET}$.

Les valeurs de $k_{conifère}$ pertinentes au calcul de la $FPAR_{PET}$ par l'utilisation de l'équation de Beer-Lambert, ont été tirées de travaux publiés par Aubin *et al.* (2000). Ces travaux suggèrent une mesure (coefficient) de $k_{conifère}$ de 0,52 pour des peuplements de conifères en Abitibi doté d'un couvert végétal fermé. Toutefois ces peuplements de conifères n'incluent pas l'épinette noire. Ainsi, la valeur trouvée par Aubin *et al.* peut-elle s'appliquer aux peuplements d'épinettes de l'Abitibi ? Dans la forêt boréale méridionale, la végétation de sous-bois peut-être passablement hétérogène et les patrons de transmission de la lumière ne peuvent pas être simulés de façon adéquate à partir d'une valeur unique de $k_{conifère}$ (Aubin *et al.* 2000). Nous savons aussi que la valeur de $k_{conifère}$ peut être très variable spatialement et temporellement, ce qui rend cette mesure difficile à établir avec précision pour un peuplement. La structure des peuplements d'épinette noire des PET est rapprochée de celle d'autres conifères et leur classe de densité est élevée, suggérant des peuplements de PET à couverts fermés. Pour vérifier la robustesse de $k_{conifère}$, la méthodologie de calcul de la $FPAR_{PET}$ avec un $k_{conifère}$ de 0,52 a été

appliquée sur les sites de BOREAS à des peuplements d'épinette noire. Ces sites ont pour avantage d'offrir des valeurs de FPAR mesuré à l'aide d'instrument optique ($FPAR_{Opt-BOREAS}$). Les valeurs mesurées de la $FPAR_{BOREAS}$ ont été comparées avec la $FPAR_{Opt-BOREAS}$ pour donner un fort coefficient de détermination : R^2 de 0,95. Ce résultat suggère que la valeur de $k_{conifère} = 0,52$ de Aubin *et al.* (2000) semble adaptée pour calculer la $FPAR_{PET}$ pour notre projet et ce même si elle a été mesurée pour des peuplements de conifères différents de l'épinette noire. Malgré les imprécisions et les erreurs potentielles de calcul de la $FPAR_{PET}$ dues à l'imposition d'une constante pour la valeur de $k_{conifère}$, cet estimé procure une capacité de calculer la $FPAR_{PET}$ avec une sensibilité liée à la structure du peuplement.

En résumé, la relation utilisée pour le calcul de la Biomasse_{PET} à partir des valeurs de DHP est solide et n'entraîne que des erreurs limitées. Toutefois, le calcul de L_{PET} à partir d'une relation avec la Biomasse_{PET} semble entraîner des erreurs plus importantes, puisque l'on a dû utiliser des valeurs de la campagne de terrain BOREAS pour établir les coefficients de régression de la relation. Des mesures de L *in situ* seraient souhaitables (mais ne sont pas disponibles) pour vérifier la validité du L_{PET} calculé sur les 20 PET sélectionnées de peuplements d'épinette noire de l'Abitibi. Le lien entre Biomasse_{PET} - L_{PET} semble être la procédure la moins bien appuyée de la chaîne de calcul de la méthode. Le coefficient de détermination de 0,77 pour la régression entre la Biomasse_{BOREAS} et le L_{BOREAS} permet toutefois d'accepter l'équation avec une confiance raisonnable de cette procédure. La dernière étape de calcul repose sur une valeur réaliste de $k_{conifère}$. Or l'étude de Aubin *et al.* (2000) avec un $k = 0,52$, semble offrir des résultats qui s'appliquent bien aux peuplements d'épinette noire. La plage des valeurs de la $FPAR_{PET}$ est de 0.7 à 1, ce qui limite probablement notre capacité à trouver une relation puisque cette plage est relativement étroite. Le bilan des limites des procédures de calculs suggère que les mesures obtenues de $FPAR_{PET}$ sont bien appuyées à chaque étape et la confiance dans ces calculs pourrait être améliorée si les valeurs de L_{PET} étaient mieux validées. Quoi qu'il en soit, la méthodologie choisie dans ce mémoire a permis d'élaborer une procédure assez rigoureuse pour calculer la $FPAR_{PET}$ à partir de données d'inventaire.

6.2 La relation entre les données $FPAR_{arcsin}$ et l'image

Le lien entre la donnée de terrain et les valeurs spectrales des images satellites est critique pour le développement d'une méthode reproductible. Ce lien fut étudié dans plusieurs études, surtout avec la $FPAR_{image}$ et le L_{image} à l'échelle du paysage : Goward et Huemmrich 1992, Myneni et Williams 1994, Goetz et Prince 1995, Moreau et Li 1996, Chen 1996a, Coops et Waring 2001. Dans notre étude, des régressions linéaires simple ont été calculées pour établir une relation entre la $FPAR_{PET}$ et les SVI ou les bandes spectrales individuelles pour les pixels correspondants aux PET. Cependant, lors de l'analyse de nos données plusieurs ajustements importants ont été requis. Comme le lien entre les variables des PET ($FPAR_{PET}$ et L_{PET}) et les valeurs de bandes spectrales ou de SVI étaient relativement faibles, il a fallu établir une stratégie de sélection des valeurs spectrales. Il est justifié à ce point-ci de discuter de la pertinence des choix effectués et d'établir si d'autres pistes de recherche sont possibles.

6.2.1 Le choix de la méthode d'association entre $FPAR_{arcsin}$ et l'image Landsat ETM+ et les caractéristiques des résultats

La méthode de sélection des valeurs spectrales selon la variabilité et l'écart type sur une fenêtre de 3×3 a réduit considérablement le nombre de PET susceptibles de répondre aux critères de représentativité. Avec le nombre réduit de PET, les conditions d'homoscédasticité et de normalité requises pour appliquer les règles d'une régression statistique n'étaient pas rencontrées pour les relations entre la $FPAR_{PET}$ et les valeurs spectrales de l'image. Peu d'alternatives sont disponibles pour assurer le respect des critères statistiques. Ce constat a motivé la transformation de la $FPAR_{PET}$ en $FPAR_{arcsin}$ et l'utilisation de cette dernière variable dans les régressions. Le faible nombre de PET a peut-être induit une situation où le nombre de PET est insuffisant pour procurer une distribution normale, mais puisqu'il ne nous était pas possible d'augmenter ce nombre, il a fallu utiliser un artifice suggéré dans d'autres études statistiques, c'est-à-dire la transformation par l'arcsin de la racine carré de la $FPAR_{PET}$ (éq. 24) pour poursuivre l'analyse.

Nous avons exploré une autre approche pour la cartographie de la $FPAR_{image}$ impliquant d'abord la cartographie de L_{image} pour ensuite produire une carte de $FPAR_{image}$ en appliquant le

coefficient k à l'équation de Beer-Lambert (mentionné dans la figure 7). Les valeurs de L_{PET} mises en relation avec les valeurs spectrales de l'image Landsat ont produits des résultats encourageant après la sélection des valeurs spectrales (écart type, variabilité). Toutefois, les résultats obtenus au niveau des cartes finales étaient moins intéressants que celles produites avec la relation utilisant la $FPAR_{arcsin}$. De plus, la cartographie de L_{image} nécessite l'utilisation d'une valeur de k à chaque pixel pour le calcul de la $FPAR_{image}$. Cette valeur peut être obtenu par l'équation de Beer-Lambert, mais il s'agit d'un processus qui entraîne de nouvelles erreurs. Il est donc souhaitable d'établir une relation directe entre la $FPAR_{arcsin}$ et l'image satellite afin de limiter l'accumulation d'erreurs entraînées par un nombre trop élevé de processus.

Les résultats observées à partir des régressions sur la variable $FPAR_{arcsin}$ ont mis en évidence que la relation la plus élevée lie la bande rouge (bande 3) et la $FPAR_{arcsin}$ avec un R^2 de 0,54 pour 20 PET (section 5.2 tableau 7 et figure 13c). La pente négative des régressions (figures 13) est une conséquence de la diminution de la réflectance pour la plage spectrale couverte par la bande rouge (bande 3) associée à une augmentation de l'absorption du rayonnement par la végétation pour une $FPAR_{PET}$ élevée. Donc inversement, les valeurs de réflectance élevées de la bande rouge correspondent à une $FPAR$ faible.

6.2.2 La vérification du modèle de régression

Pour vérifier le degré d'ajustement de ce modèle de régression (tableau 7 et figure 13c), une série de tests statistiques ont été utilisée (section 5.2). Tous les tests statistiques ont permis d'affirmer que le modèle de régression est relativement bien ajusté et devrait permettre la prédiction de valeurs de $FPAR_{image}$. Ainsi, la relation trouvée ($R^2 = 0,54$) est acceptable mais il faut tenir compte qu'un bruit de 46% (dû à des variables inconnues) existe toujours dans la proportion de la variance qui n'est pas expliquée. Le nombre de PET est très restreint surtout compte tenu de la variance importante observée. Des changements dans la croissance des peuplements sont aussi survenues entre la date des mesures terrains et la date de l'image satellite. On peut donc se demander si cette relation peut être reproduite et adopté avec confiance.

Plusieurs difficultés rencontrées dans cette étude ont rendu contraignante l'obtention d'une relation convenable entre les valeurs spectrales de l'image et les valeurs de $FPAR_{\arcsin}$. Ces difficultés ont eu comme impact majeur de limiter notre capacité à trouver un groupe de données de validation suffisante. Les critères de variabilité et d'écart type calculés sur les valeurs spectrales de l'image de Landsat ont restreint la sélection à 20 PET produisant une relation acceptable, mais rendant impossible l'établissement d'un groupe de validation. La méthode de rééchantillonnage du bootstrap a été trouvée afin de pallier au manque d'échantillons de validation.

La méthode de rééchantillonnage bootstrap et les autres tests statistiques ont permis une analyse rigoureuse de l'erreur malgré le faible nombre de placettes. Les études en foresterie et en télédétection utilisant le bootstrap sont plutôt rares, et il y a donc peu d'exemples utilisant cette méthode pour pallier à un faible nombre d'échantillons (Par ex. Franco-Lopez *et al.* 2001). De plus, comme le suggère Manly (1997), le bootstrap doit être utilisé avec prudence dans les situations où il n'a pas encore été testé de manière approfondie. Dans notre étude, les aspects les plus contraignants de l'évaluation de l'erreur par le bootstrap ont été le remplacement de groupe de points par des répliquas appliqués sur un très petit nombre de points observés. Cela a pour effets de donner beaucoup d'importance à chaque point en plus de limiter l'évaluation sur une large plage de valeurs puisqu'elles sont peu représentées. Les résultats de cette statistique induisent un biais (section 5,3 et tableau 9) pour l'établissement d'une validation parce que les réitérations sont produites à partir des mêmes valeurs que l'échantillon initial. Dans la nature, il n'est pas possible de trouver des conditions tout à fait identiques. On s'attend donc à ce que l'on retrouve des variations de valeurs pour d'autres PET pouvant être échantillonnées sur les peuplements d'épinette noire.

Malgré les contraintes rencontrées, l'analyse de l'erreur par la méthode de rééchantillonnage du bootstrap a démontré que notre régression est robuste dans un contexte d'échantillonnage théorique et a permis de confirmer qu'un nouvel échantillonnage de PET pourrait permettre d'obtenir un groupe de validation offrant des résultats comparables à ceux de notre régression. L'ajout du calcul de l'intervalle de confiance a permis de s'assurer de la bonne représentativité

des résultats du bootstrap vis-à-vis la moyenne calculée sur les coefficients initiaux. Dans le contexte de notre étude, l'analyse par bootstrap a été considérée comme un cheminement acceptable en regard des contraintes rencontrées.

6.2.3 L'utilité du modèle de régression pour la cartographie de la $FPAR_{image}$

Malgré certaines faiblesses déjà mentionnées, l'équation de régression développée a été utilisée de façon expérimentale sur les valeurs de la bande spectrale 3 classifiée « conifères » pour la cartographie de la $FPAR_{image}$. Cette classification n'a pas permis d'isoler les peuplements d'épinettes noires des autres conifères, mais en contre partie elle a permis de vérifier l'ajustement du modèle aux différentes densités de conifères incluses dans les classes. La réponse du modèle pour les pixels de conifères de la bande 3 est très satisfaisante. En effet, le modèle est en mesure d'ajuster la $FPAR_{image}$ selon un peuplement de densité élevé ou faible (figure 17). Les territoires de sols nus ou de coupes à blanc sont représentés par des valeurs négatives (figure 18). Cette sensibilité du modèle est supérieure à la sensibilité du NDVI (figure 18 b) et d'autres indices mentionnés dans le tableau 1, ce qui laisse croire que la méthode peut être généralisée sur de plus grande étendues que la région pilote, cependant cette affirmation demande à être validée.

L'utilisation de la carte de la $FPAR_{image}$ comme intrant dans les modèle de productivité forestière est hasardeuse puisque les erreurs entraînées par les différentes étapes de calcul de la $FPAR_{PET}$ ajouté au 46 % de la $FPAR_{arcsin}$ non expliqué par ce modèle de régression sont suffisamment élevées et rendent la relation fragile.

Le résultat de régression retrouvé dans notre étude ($R^2 = 0,54$) provenant de l'équation entre la bande 3 de l'image Landsat ETM+ et la $FPAR_{arcsin}$ est légèrement supérieur au résultat le plus élevé provenant d'autres études en forêt boréale durant l'été (voir section 2.5.1 tableau 2). Ce résultat est encourageant car il indique que la méthodologie de sélection des PET selon de faibles variabilités et écarts types, sur une fenêtre de 3x3, permet d'obtenir des corrélations supérieures aux travaux publiés sur la cartographie de la FPAR en été. Par contre, les résultats

de Chen (1996a) en forêt boréale $R^2 = 0,69$ et $R^2 = 0,56$ (tableau 2) ont été obtenus au printemps avec les indices SR et NDVI. Ceci suggère que l'application de notre méthode de calcul de la $FPAR_{image}$ sur des images printanières, d'automne ou d'hiver permettrait d'annuler ou de limiter l'effet de la végétation de sous-bois sur l'image satellitaire et ainsi améliorer la relation avec la FPAR.

Dans la même foulée que les publications citées sur le sujet (Goward et Huemmrich 1992, Myneni *et al.* 1992, Hall *et al.* 1992, Pinter 1993, Myneni et Williams 1994, Chen 1996a, Coops et Waring 2001), notre analyse statistique montre qu'un lien entre la $FPAR_{PET}$ et la $FPAR_{image}$ existe mais une certaine fragilité le caractérise. Cela se traduit par le besoin de faire une sélection préalable des pixels représentatifs de la $FPAR_{PET}$ pour isoler des zones spectrales et *in situ* homogènes. Cette sélection diminue considérablement le nombre de PET utile à la relation ce qui implique qu'une campagne d'échantillonnage intensive serait essentielle sur un plus grand nombre de PET afin de s'assurer qu'il soit possible d'isoler un groupe de validation. Une augmentation du nombre de PET entraîne une augmentation des coûts d'échantillonnage, ce qui n'est pas toujours une solution possible. Une autre façon de pallier aux limites de l'utilisation de la FPAR est d'envisager un attribut alternatif procurant un lien plus direct avec les données d'inventaires tout en demeurant compatible aux besoins d'intrant des modèles de productivité forestière.

6.3 Apport des modèles de réflectance des forêts

Il y a des limites importantes dans les relations entre les indices spectraux et les caractéristiques des couverts forestiers. Ceci est largement attribuable à la complexité de la structure des couverts. Pour y pallier, des familles de modèles furent développées pour prédire la réflectance spectrale du rayonnement solaire incident en fonction de la structure du couvert forestier. Les modèles de réflectance de rayonnement des couverts forestiers ont été sujets à de nombreux développements durant les 20 dernières années à cause de la place importante qu'ils occupent dans l'interprétation des paramètres biophysiques sous-jacents. Les modèles se sont spécialisés selon l'approche, l'application ou pour faire face à des situations particulières (par exemple pour les milieux boréaux ou semi-arides). On peut diviser les modèles en différents

groupes, c'est-à-dire, les modèles développés pour la végétation horizontales, homogènes et continue, principalement utilisés en agriculture, et les modèles pour couverts discontinus ou hétérogènes, souvent développés pour les couverts forestiers. Une famille des modèles hétérogènes est appelé géométrique-optique (G-O) utilise des formes géométriques simples pour reproduire les patrons de réflectance des couverts forestiers (Goel 1989). Le modèle G-O de Li et Strahler (1986) décrit la forêt comme une composition de structures géométriques opaques (sphères) qui projettent un ombrage au sol sans tenir compte de la transparence des couronnes. Le modèle FLIM (Forest light interaction model) de Rosema *et al.* (1992) qui suit une approche G-O semblait particulièrement bien adapté à notre problématique car il est conçu pour évaluer le L à partir des valeurs spectrales d'une image de Landsat TM ou ETM+. Or le lien entre le L et le FPAR peut être ensuite établi. Le modèle FLIM a donc été testé dans les étapes préliminaires de notre projet pour la cartographie de la $FPAR_{image}$.

Les limites d'utilisation de FLIM au Canada ne sont pas bien connues et il était important de les vérifier. Le modèle FLIM rend possible la cartographie du L sur une scène de Landsat. Il nécessite peu d'intrants, soit les bandes 3, 4 et 5 de ETM+ et le modèle numérique d'altitude (MNA). Ces intrants sont facilement disponibles et l'erreur associée à un intrant comme le MNA est connu. FLIM a donc été envisagé parce qu'il offre la possibilité de faire la cartographie du L en simplifiant grandement la méthodologie proposée (figure 6 et 7) en réduisant le nombre d'intrants. Toutefois, les résultats obtenus avec FLIM sur l'image ETM+ de l'Abitibi n'ont pas permis d'établir une relation acceptable avec les PET. Les valeurs de R^2 entre le L_{FLIM} et L_{PET} s'évaluaient de 0,16 à 0,2. Les faibles relations obtenues dans notre étude pourraient s'expliquer, en partie, par la trajectoire spectrale intrinsèque qu'utilise FLIM qui ne correspond pas à ce qui est observé sur notre région d'étude. Cette trajectoire spectrale entre les coupes totales et le couvert mature, dans le modèle FLIM, est représentée graphiquement par des nomogrammes (figure 19a) mettant en relation les bandes 3 ou 5 en fonction de la bande 4 d'une image Landsat. Le nomogramme de Rosema (figure 19a) correspond à une trajectoire assumée qu'adoptera le modèle FLIM, établi à partir des réflectances observées de peuplements de conifère d'une image TM aux Pays-Bas (Rosema *et al.* 1992). Les valeurs de réflectance des pixels des classes de peuplements résineux de l'image ETM+ et des PET (figure 19b) ont été cartographiées pour fin de comparaison avec le

nomogramme de Rosema. La trajectoire observée pour l'image en Abitibi diffère considérablement de celle suggérée par Rosema. Des paramètres tel que le sous-bois, la mortalité, la distribution spatiale des arbres et le micro-relief introduisent des changements spectraux importants. Néanmoins, sans comprendre les causes de cette différence, nous sommes arrivés à la conclusion que les hypothèses de fonctionnement de FLIM ne s'appliquent pas aux peuplements de conifères en Abitibi. Sur cette conclusion, nous avons décidé de ne pas poursuivre l'utilisation de FLIM due à sa capacité limitée de procurer des résultats pertinents dans notre contexte d'étude.

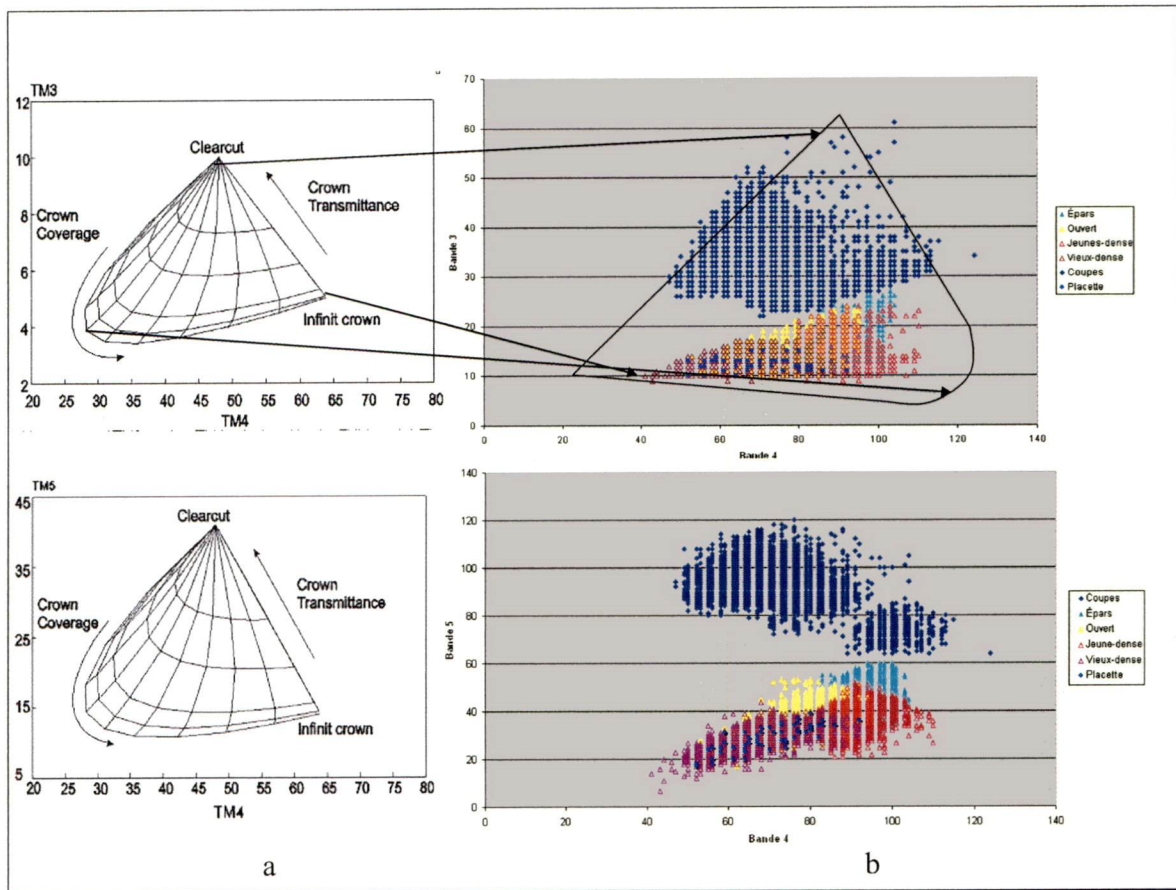


Figure 19 : Nomogramme des bandes 4 et 3, et 4 et 5 : a) image TM, 1988 de Rosema et al. 1992 b) image ETM+ 2000 classifiée.

Nos résultats avec FLIM sont comparables à d'autres études. Gemmell et Varjo (1999) ont fait l'analyse d'une image TM d'une forêt boréale. Leurs résultats provenant de FLIM, à l'échelle de la placette, n'ont pas montré de relations significatives avec leurs données *in situ*. En effet, ils ont obtenu des coefficients de corrélation (r) de 0,36 et 0,42 pour les couvertures et la

transmittance retrouvés par l'inversion de FLIM en relation avec les paramètres mesurés au sol de 15 placettes. De leur côté, Hu *et al.* (2000) ont étudié la forêt du site d'étude de BOREAS durant l'hiver et l'été 1994 avec des images du capteur CASI (Compact Airborne Spectrographic Imager) ayant une résolution spatiale de 2 m. Le modèle FLIM avait été adapté pour décrire les propriétés de réflectance du couvert de la forêt boréale en considérant l'effet de couronne elliptiques des conifères sur l'ombre et la transmittance des couronnes. Le R^2 entre le L produit par FLIM sur des images d'été et le L *in situ* se sont situés entre 0,1 à 0,25 alors que pour les images d'hiver les valeurs de R^2 retrouvés ont été de 0,51 et 0,86. Ces exemples suggèrent que le modèle FLIM ne fonctionne pas de la même façon sous diverses conditions. L'hétérogénéité intrinsèque d'une image de peuplements forestiers est réduite considérablement pour des images d'hiver car elles excluent l'impact du sous-bois. Cette hétérogénéité semble donc affecter grandement la capacité de bien fonctionner du modèle FLIM.

Le besoin en données fiables de plusieurs paramètres biophysiques décrivant le couvert forestier constitue une limitation majeure à l'utilisation sur une grande région des modèles de réflectance tel que FLIM. De plus, si un biais existe au niveau de la mesure terrain, il sera présent dans les relations extraites de ces données et appliquées aux pixels d'une image satellite (Fernandes *et al.* 2001, Combal *et al.* 2002). Le modèle FLIM établit la condition des peuplements forestiers selon une trajectoire spectrale, typique, de l'état juvénile à sénescence par les valeurs spectrales en réflectance. Plusieurs caractéristiques de l'image affectent significativement cette trajectoire : surtout le relief (la BRDF) et la contribution atmosphérique. Or l'apport de ces caractéristiques est fort différent selon le type de peuplement et d'une image à l'autre. Lors de l'utilisation de FLIM, il ne fut pas possible de l'adapter pour tenir compte de l'impact de ces caractéristiques. De plus, les peuplements d'épinettes noires ont, pour la plupart, une structure inéquienne qui amplifie l'effet d'hétérogénéité sur les pixels de l'image. En additionnant les facteurs qui ne sont pas pris en compte par le modèle, parce que ces facteurs ne peuvent pas être assumés comme une valeur constante dans le processus d'inversion (par ex. la réflectance du sous-bois) ou parce que FLIM ne tient pas compte de certains facteurs tel que la structure du peuplement, les erreurs entraînées deviennent trop importantes pour établir un estimé fiable.

Les alternatives au modèle FLIM sont limitées. En effet, la plupart des modèles d'inversion de la lumière sont soit mal adaptés à la forêt boréale où ils demandent trop de données d'intrants qui sont parfois difficiles à obtenir. Même si des bases de données géospatiales de ces paramètres auxiliaires existaient, il n'est pas évident de trouver un modèle d'inversion qui procurerait de meilleurs résultats que les méthodes statistiques basées sur ces données (Eklundh *et al.* 2001). La méthode statistique classique qui implique la relation entre la FPAR *in situ* et les SVI ou les bandes spectrales individuelles, donnée à la figure 13, se présente donc comme la meilleure l'alternative pour la cartographie de la FPAR.

6.4 Perspectives

Dans le cas où la cartographie de la FPAR est requise, notre étude est limitée selon trois perspectives. D'abord, la mesure du L ou de la FPAR au niveau des placettes est essentielle pour établir une bonne relation, or ce genre de mesures est pratiquement inexistant. Deuxièmement, notre étude s'est concentrée sur les peuplements d'épinette noire et il serait important de développer une méthode compatible avec une plus grande gamme de peuplements. Enfin, nous proposons une méthode qui utilise un capteur satellitaire ayant 30 m de résolution. Une discussion sur les plages de résolutions spatiales et temporelles permettrait de mieux faire ressortir les avantages et inconvénients de l'approche suivie en plus de proposer des pistes prometteuses.

La mesure de la $FPAR_{PET}$ ou de L_{PET} au niveau des placettes est essentielle pour établir une bonne relation avec les valeurs spectrales d'image Landsat. Ce genre de mesure n'est pas disponible sur les PET. La disponibilité de telles mesures est donc critique pour améliorer les liens entre les valeurs terrain et les images satellite. La méthodologie proposée dans ce projet pour le calcul de la $FPAR_{PET}$ ne connaît pas de précédent. Pour s'assurer de sa valeur, il serait souhaitable de se procurer des mesures de L ou de FPAR optique sur les mêmes placettes que celles utilisés dans cette étude afin de les comparer avec la $FPAR_{PET}$ estimé à partir de mesures allométriques. Malheureusement ce n'était pas une option possible durant ce projet.

Par contre, la valeur de k a été validée à l'aide des données de BOREAS offrant un coefficient de détermination de 0,95.

Pour des fins de simplicité et de confinement du projet, la méthode proposée ne porte que sur les peuplements d'épinette noire. Le calcul de la $FPAR_{PET}$ pour différents types de peuplements est possible mais nécessite des mesures de terrain ou une autre base de données plus étendues que celles disponible. Toutefois, la base de données utilisée du projet BOREAS nous a permis de faire une tentative pour étendre notre méthode aux peuplements de pin gris (*Pinus banksiana*) que l'on retrouve largement en Abitibi. La relation $Biomasse_{BOREAS}$ et L_{BOREAS} pour le pin gris a donné un coefficient de détermination de $R^2 = 0,22$ (figure 20). Ce résultat s'explique probablement par une structure de peuplements très variable pour les peuplements de pin gris. La $FPAR_{BOREAS}$ a été calculé pour cette essence en ajoutant le $k_{conifère}$ de 0,52, tel que prescrit par l'équation de Beer-Lambert (eq. 18). Les résultats obtenus ont montré que la valeur de $k_{conifère}$ a beaucoup de poids sur le calcul de régression de la $FPAR$. En effet, un R^2 de 0,58 a été calculé pour la comparaison des valeurs $FPAR_{BOREAS}$ et $FPAR_{Opt-BOREAS}$ (figure 21) pour le pin gris. La relation entre les valeurs optiques et calculées à partir de la biomasse pour les sites de pin gris de la base de données de BOREAS nous a apporté de l'information précieuse sur la sensibilité de la loi de Beer-Lambert à la valeur de k . Malgré la faible relation entre la $Biomasse_{BOREAS}$ et L_{BOREAS} , un lien de régression entre la $FPAR_{PET}$ et les valeurs spectrales a été tenté. Or aucune relation parmi celles testées (voir section 3) n'a dépassée un R^2 de 0,25. Sans offrir de pistes pour améliorer ces résultats, cet essai montre la complexité de proposer une méthode qui s'applique à tous les types de peuplements. De plus, cet essai montre aussi que des ajustements importants doivent être fait pour les relations entre données terrain et satellite pour des type de peuplements de structure significativement différente tels que les peuplements d'épinette noire, de pin gris, mixte feuillus-conifères et pour les peuplements feuillus. Ces ajustements signifient peut-être même que certains peuplements requiert différents types d'images (par ex. différentes résolutions) ou des images acquises à des périodes différentes (par ex. images d'hiver pour les conifères et images de printemps pour les feuillus).

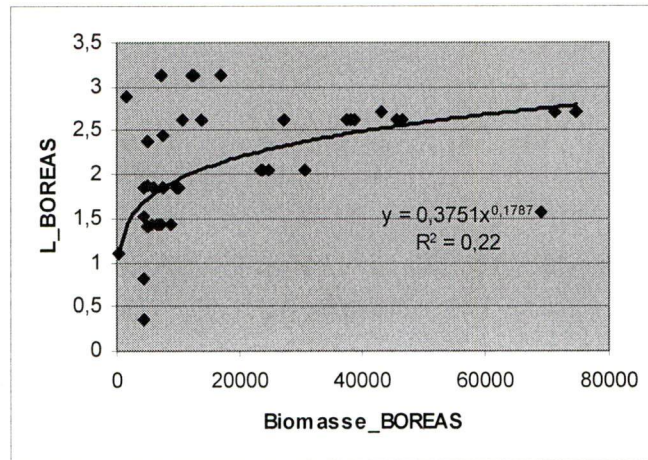


Figure 20 : Relation entre la Biomasse_{BOREAS} et le L_{BOREAS} pour les sites composés de pin gris

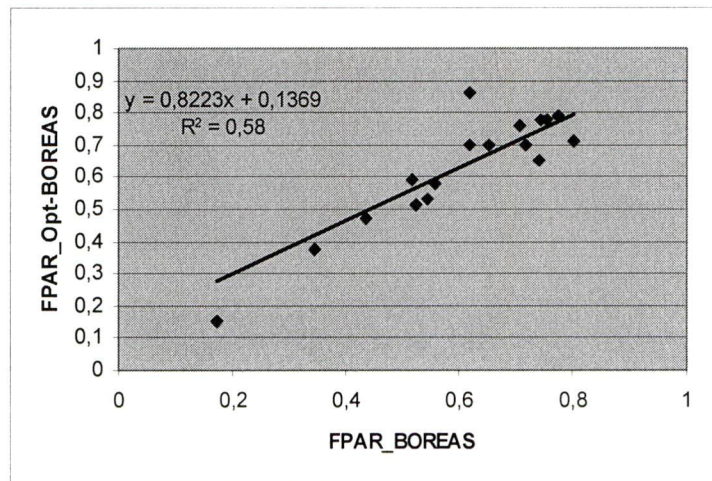


Figure 21 : Relation entre la FPAR_{BOREAS} calculé sur les sites de pin gris de la campagne BOREAS, selon la méthodologie de calcul de la FPAR_{PET}, et la FPAR_{Opt-BOREAS} mesuré à l'aide d'un instrument optique.

L'utilisation d'images à des résolutions spatiales plus grossières a aussi été envisagée pour notre étude. En particulier les images prises par le capteur MODIS. Les produits disponibles de MODIS incluent les cartes de L et de la FPAR. Elles sont réalisées à l'échelle planétaire et distribuées par l'Université de Boston (Privette *et al.* 2002) à travers le centre de données de EROS (Earth Resources Observation System). Ces données sont produites à 8 jours d'intervalle et à une résolution de 1 km. Nous avons testé si une relation existait entre la FPAR_{PET} ou le L_{PET} disponible pour l'Abitibi et les valeurs de FPAR et L provenant des images de MODIS. Or, les valeurs sur les images montrent très peu de variabilité par rapport à

celles associées aux PET. Cette homogénéité suggère que la résolution de 1 km de MODIS n'est pas suffisamment fine et sensible pour obtenir de bons résultats à l'échelle des PET. Ce capteur n'est probablement pas adéquat pour obtenir des valeurs de L et de la FPAR qui permettent de calculer la PPN aux fins de gestion à échelle régionale. Selon Cihlar *et al.* (2003), il est difficile de mesurer le L de capteurs à faible résolution spatiale sans l'utilisation d'un capteur d'une résolution plus fine en utilisant des techniques *in situ*. Une solution quelquefois employée (Cihlar *et al.* 2003) consiste à relier le L *in situ* à la réflectance d'un capteur à résolution fine comme celui de Landsat ETM+ pour ensuite ramener la relation à l'échelle d'un capteur à résolution plus grande dans ce cas ci MODIS. Wang *et al.* (2003) ont validés le produit L_{MODIS} dans une forêt de conifère en Finlande. Les mesures allométriques menant au L_{PET} étaient d'abord reliées à des images de Landsat ETM+ en utilisant des méthodes empiriques avec des SVI pour créer une carte de L_{ETM+} à haute résolution. Il a été démontré qu'une comparaison des groupes de pixels ayant des valeurs rapprochées de L_{ETM+} offrait de meilleures corrélations avec le L_{MODIS} que l'utilisation de valeurs de L_{PET} seulement (Wang *et al.* 2003, Tian *et al.* 2002). Par exemple, la corrélation L_{PET} -NDVI était respectivement de $R^2 = 0,23$ pour les pixels représentatifs des PET et $R^2 = 0,75$ pour les valeurs des groupes de pixels homogènes. L'algorithme de MODIS, ajusté à une haute résolution, surestimait le L dû à la végétation de sous-bois. Dans notre étude, l'agencement de pixels rapprochés ayant des valeurs de L homogènes venant de ETM+ n'a pas été réalisé. Par contre, la méthode suivie par Wang *et al.* (2003) et Tian *et al.* (2002) est compatible avec notre méthode. Le choix de pixels à faible variabilité dans une fenêtre de 3×3 pixels (section 4.3.3) pour établir des zones homogènes afin d'établir la relation avec le L *in situ* s'appliquera. Toutefois, l'effort requis pour procéder à l'application de telles méthodes requiert une étude qui dépasse les cadres de ce projet de maîtrise quoiqu'il constitue une piste intéressante de développements futurs.

Chaque image satellite a des caractéristiques spectrales différentes en plus de changements phénologiques importants tout au long de l'année. Ces deux aspects impliquent que le calcul d'une relation entre la $FPAR_{PET}$ et les valeurs spectrales de l'image (figure 6 et 7) doit être refaite pour tout autre image. La méthode proposée est donc difficilement utilisable sur un grand territoire dont les images pourraient provenir de dates différentes. Toutefois, parmi les

voies les plus intéressantes à exploiter en télédétection pour le calcul de la $FPAR_{image}$, mentionnons l'utilisation d'images d'automne, d'hiver ou de printemps. La présence de végétation de sous-bois est un des facteurs importants affectant la $FPAR_{image}$. La prise d'images durant une saison où ce facteur est réduit permet fort probablement d'améliorer les régressions pour les peuplements d'épinette noire ou pour d'autres conifères. Cette observation a déjà été réalisée par Chen 1996a qui a obtenue des résultats supérieurs à ceux de notre étude au printemps.

D'autres cheminements pour le calcul de la productivité forestière sont envisageables. Ainsi les hypothèses suivantes sont proposées. Il est possible de faire la cartographie de la $FPAR$ à partir d'une cartographie initiale de biomasse suivant la méthode de Fournier *et al.* (2003b). Le L peut être calculé à partir de cette biomasse, puis ensuite la $FPAR$ peut se calculer par la relation Beer-Lambert en utilisant une valeur de k . Une autre alternative à envisager serait l'utilisation des valeurs des classes de densité et de hauteur prises à l'aide d'un LiDAR (Light Detection And Ranging). Ces deux attributs permettent d'estimer la biomasse d'une façon plus précise que les capteurs satellitaires optique. Le coût actuel des données LiDAR ne permet pas de couvrir de vastes territoires. Les zones couvertes pourraient toutefois être utilisées pour procurer des données d'entraînement et d'évaluation de qualité. La biomasse ainsi mesurée par de tels moyens peut être mis en lien avec les pixels d'une image pour permettre la cartographie de la $Biomasse_{image}$, le L_{image} et la $FPAR_{image}$. Les méthodes proposées jusqu'à ce point se concentrent sur le calcul de la $FPAR_{image}$. Or, il serait utile d'envisager un autre paramètre comme la $Biomasse_{image}$ pour remplacer la $FPAR_{image}$ comme intrant dans les modèles de productivité forestière. La biomasse entraîne moins d'erreurs estimées et est bien documenté dans la littérature.

7 Conclusion

L'objectif principal de développer une méthode qui permet d'utiliser des images satellitaires de Landsat pour dériver des valeurs de la FPAR nécessaires à la cartographie de la productivité forestière (PPB et PPN) a été atteint. L'hypothèse principale soutenue dans ce projet est que la FPAR des aires forestières d'épinette noire d'une région d'étude en Abitibi peut être calculée à partir de relations mathématiques sur des images de Landsat. Or, nos résultats montrent qu'une telle relation peut être calculée, mais seulement à l'aide de plusieurs procédures adaptées, car une relation simple n'est pas clairement identifiable. Le contexte qui a mené à notre problématique était lié au besoin d'intrants cartographiques pour le calcul de la productivité forestière par la modélisation des processus écophysologiques : StandLeap ou 3PG. Notre démarche soulève donc la question du choix le plus judicieux des intrants du modèle. La relation faible entre la FPAR et les images satellite nous amène à suggérer que l'utilisation de la biomasse ou du L comme intrants sont mieux adaptés à la cartographie à l'aide des images satellites (Fournier *et al.* 2003b). Toutefois, notre étude a permis de faire ressortir des aspects critiques pour obtenir des résultats significatifs, pour les cas où l'utilisation de la FPAR est requise.

Le calcul de la $FPAR_{PET}$ établie à partir des valeurs allométriques des PET nécessite plusieurs relations mathématiques de régression. Les mesures de DHP sur les arbres des PET de peuplements d'épinette noire ont permis de calculer la $Biomasse_{arbre}$ à partir de coefficients de régressions tirés de la littérature. Les valeurs de $Biomasse_{arbre}$ ont été sommées pour calculer la $Biomasse_{PET}$. Or la $Biomasse_{PET}$ est ensuite utilisée dans une relation mathématique de régression pour trouver le L_{PET} . Les coefficients de cette régression proviennent du calcul de la relation entre la $Biomasse_{BOREAS}$ et le L_{BOREAS} dont le résultat donne un coefficient de détermination de $R^2 = 0,77$. Ensuite la valeur de $k_{conifère} = 0,52$ (Aubin *et al.* 2000) est utilisée avec celle du L_{PET} pour le calcul de la $FPAR_{PET}$ par l'équation de Beer-Lambert. La valeur de $k_{conifère}$ de 0,52 a été adoptée car elle a été mesurée pour des peuplements en forêt boréale. Cette valeur de k a aussi permis d'obtenir une bonne correspondance entre le $FPAR_{BOREAS}$ et la $FPAR_{Opt-BOREAS}$ mesuré à l'aide d'un instrument optique ($R^2 = 0,95$). Ce résultat confirme que la valeur de $k_{conifère}$ de Aubin *et al.* (2000) offre de très bons résultats pour le calcul de la

FPAR. Enfin, la $FPAR_{PET}$ fut transformée en $FPAR_{arcsin}$ pour calculer une régression avec les valeurs spectrales de l'image satellitaire de Landsat ETM+, tout en respectant les critères et de normalité résiduelle et de variance pour accepter une régression.

L'approche préconisée dans ce travail implique d'abord d'associer une valeur de la $FPAR_{arcsin}$ sélectionné à partir de pixels les plus représentatifs des placettes. Pour cela des critères de sélection des pixels représentatifs à partir de la variabilité et de l'écart-type des valeurs spectrales permettent d'établir un lien entre $FPAR_{PET}$ avec les images satellites. Plus spécifiquement, les seuils de variabilité et d'écart-type s'appliquent sur une fenêtre de 3×3 entourant le pixel associé à chaque PET. Ces seuils ont permis de trouver une régression entre les valeurs spectrales de la bande 3 de l'image et la $FPAR_{arcsin}$ de peuplements d'épinettes avec un coefficient de détermination intéressant ($R^2 = 0,54$). Ce résultat est légèrement supérieur à ceux retrouvés dans la littérature pour la même saison (tableau 2). Par contre, le calcul de la $FPAR_{image}$ est possible sur des images dont la classification est généralisée à l'ensemble des conifères sans discrimination de l'essence. Toutefois, le petit nombre de PET retenu pour calculer cette relation limite l'évaluation de son applicabilité et cet aspect transparaît dans les statistiques reliées à la régression. Ainsi, pour améliorer l'évaluation de cette relation, la méthode de rééchantillonnage du bootstrap a été utilisée. Cette méthode a permis de tester la validité de la régression choisie dans un contexte d'échantillonnage différent. Néanmoins, un ensemble de données composé d'un plus grand nombre de PET aurait été préférable pour utiliser un groupe indépendant d'entraînement et d'évaluation.

Parmi les perspectives les plus intéressantes pour améliorer les résultats de la cartographie de la $FPAR_{image}$ de peuplements de conifères, mentionnons l'utilisation d'images prises en hiver, tôt au printemps ou tard à l'automne. En de telles périodes, la variabilité spectrale est plus réduite qu'en été et la présence du sous-bois est limitée, ce qui procure de meilleures relations entre les valeurs spectrales de l'image satellite et le L_{PET} ou la $FPAR_{PET}$. La poursuite d'études visant à inclure les peuplements feuillus, mixtes ou autre résineux est possible en suivant la même méthode. Dans tous les cas, l'acquisition de données terrain pour déterminer des valeurs de L_{PET} ou de la $FPAR_{PET}$ est critique et toute nouvelle analyse sur une nouvelle image requiert une nouvelle analyse pour déterminer les meilleures relations avec les valeurs

spectrales de l'image. Toutefois, le lien entre les mesures de placettes et la $FPAR_{image}$ restera un défi considérable, car ce lien n'est pas facile à établir. En supplément, il faut s'attendre à ce qu'une relation diffère d'une région à l'autre et d'une image à une autre (du même capteur ou de capteurs différents). La nécessité d'obtenir un groupe de validation et de valeurs de L ou de $FPAR$ au niveau de la placette constitue donc un aspect critique à considérer pour s'assurer d'un ensemble d'évaluation raisonnable de la relation proposée.

Références

- Aase, J.K., Siddoway, F.H., et Millard, J.P., 1984. Spring wheat leaf phytomass and yield estimated from airborne scanner and hand-held radiometer measurements. *International Journal of remote sensing*, 5 : 771-781.
- Anderson, M. C., 1966. Stand structure and light penetration. II. A theoretical analysis. *Journal of Applied Ecology*, 3 : 41-54.
- Arsar, G. 1989. *Theory and applications of optical remote sensing*, Wiley, New York.
- Asrar, G., Hipps, L.E. et Kanemasu, E.T., 1984a. Assessing solar energy and water use efficiencies in winter wheat : a case study. *Agric. For. Meteorol.*, 31 : 47-58.
- Arsar, G., Fuchs, M., Kanemasu, E.T. et Hatfield, J.L., 1984b. Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in weath. *Agron. Journal*, 76 : 300-306.
- Arsar, G., Kanemasu, E.T., Jackson, R.D., et Pinter, P.J. 1985a. Estimation of total above ground phytomass production using remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 12 : 211-220.
- Asrar, G., Kanemasu, E.T. et Yoshida, M. 1985b. Estimates of leaf area index from spectral reflectance of weath under different cultural practices and solar angle. *Remote Sensing of Environment*, 17 : 1-11.
- Asrar, G., Kanemasu, E.T., Miller, G.P. and Weiser, R.L., 1986. Light interception and leaf area estimates from measurements of grass canopy reflectance. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, GE-24 : 76-82.
- Asrar, G., Myneni, R. B., and Choudhury, B. J., 1992. Spatial heterogeneity in vegetation canopies and remote sensing of absorbed photosynthetically active radiation : a modeling study. *Remote Sensing of Environment*, 41: 85-103.
- Aubin, I., Beaudet, M., Messier, C., 2000. Light extinction coefficients specific to the understory vegetation of the southern boreal forest, Quebec. *Canadian journal of forest research*, 30 : 168-177.

- Baret, F. et Guyot, G., 1991. Potential and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. *Remote Sensing of Environment*, 35 : 161-173.
- Baret, F., Guyot, G., et Major, D. 1989a. Crop biomass evaluation using radiometric measurements. *Photogrametria (PRS)*, 43 : 241-256.
- Baret, F. et Olioso, A. 1989. Estimation à partir de mesures de réflectance spectrale du rayonnement photosynthétiquement actif absorbé par une culture de blé. *Agronomie*, 9 : 885-895.
- Battaglia, M. et Sands, P.J., 1998. Application of sensitivity analysis to a model of Eucalyptus globulus plantation productivity. *Ecological-modelling*, 111 : 2-3, 237-259.
- Begue, A., 1993. Leaf area index, intercepted photosynthetically active radiation, and spectral vegetation indices : a sensitivity analysis for regularly shaped canopies. *Remote Sensing of Environment*, 46 : 45-59.
- Bernier, P.Y., Raulier, F., Stenberg P. et Ung C.-H. 2001. The importance of needle age and shoot structure on canopy net photosynthesis of Balsam fir (*Abies balsamea*): a spatially-explicit modeling analysis. *Tree Physiology*., in press.
- Black, T. A., Chen, J.M., Lee, X., et Sagar, R. M., 1991. Characteristics of shortwave and longwave irradiances under a Douglas-fir forest stand. *Canadian Journal of Forest Research*. 21 : 1020-1028.
- Brach, E.J., Desjardins, R.L., Lord, D. et Dube, P.A., 1981. Field spectrometer to measure percent ground coverage and leaf area index of agriculture crops. In *International Colloquium on Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing*, Avignon, France, 8-11 Sept., Les Colloques de l'INRA no 5, Ed. INRA, Versailles, 323-330.
- Burton, A. J., Pregitzer, K. S., et Reed, D.D., 1991. Leaf area and foliar biomass relationships in northern hardwood forests located along an 800 km acid deposition gradient. *Forest Science*, 37 : 1041-1059.
- Campbell, G.S., Norman, J.M., 1989. The description and measurement of plant canopy structure. In : Russell, G., Marshall, B., Jarvis, P.G. (Eds.), *Plant Canopies : Their Growth, form and function*. Cambridge University Press, Cambridge, UK, 1-19.

- Chance, J.E., 1981. Crop identification and leaf area index calculation with Landsat multispectral data. *International Journal of remote sensing*, 2 : 1-14.
- Chason, J.W., Baldocchi, D.D. et Huston, M. 1991. A comparison of direct and indirect methods for estimating forest canopy leaf area. *Agricultural and Forest Meteorology*, 57 : 107-128.
- Chen, J.M., 1996a. Canopy Architecture and Remote Sensing of the Fraction of Photosynthetically Active Radiation Absorbed by Boreal Conifer Forests. *IEEE Transaction on Geoscience and remote sensing*, vol 34, no 6 : 1353-1368.
- Chen, J.M., 1996b. Evaluation of vegetation indices and a modified simple ratio for boreal applications. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 22 : 229-242.
- Chen, J.M., 1996c. Optically-based methods for measuring seasonal variation of leaf area index in boreal conifer stands. *Agricultural and Forest Meteorology*, 80 : 135-163.
- Chen, J.M., et Chilar, J., 1995a. Plant canopy gap size analysis theory for improving optical measurements of leaf area index. *Applied Optics*, 34 : 6211-6222.
- Chen, J.M., et Chilar, J., 1995b. Quantifying the effect of canopy architecture on optical measurements of leaf area index using two gap size analysis methods. *IEEE Transactions in Geoscience and Remote Sensing*, 33 : 777-787.
- Chen, J.M., Blanken, P.D., Black, T.A., Guilbeault, M. Chen, S., 1997a. Radiation regime and canopy architecture in a boreal aspen forest. *Agric. For. Meteorol.*, 86 : 107-125.
- Chen, J.M., Rich, P.M., Gower, S.T., Norman, J.M., et Plummer, S., 1997b. Leaf area index of boreal forests : theory, techniques, and measurements. *J. Geophys. Res.*, 102(D24) : 29 429-29 443.
- Chen, J.M., et Black, T. A., 1992. Foliage area and architecture of plant canopies from sunfleck size distributions. *Agriculture and Forest Meteorology*, 60 : 249-266.
- Chouinard, Martin, 1996. Évaluation et analyse de la productivité primaire nette de la forêt québécoise. Thèse (M.Env.) - Université de Sherbrooke. 54 pages.

- Choudhury, B.J., 1987. Relationships between vegetation indices, radiation absorption and net photosynthesis evaluated by a sensitivity analysis. *Remote Sensing of Environment*, 22 : 209-233.
- Cihlar, J., Fernandes, R., Fraser, R., Chen, J., Chen, W., Latifovic, R., Liu, J., Li, Z., 2003. National Scale Forest Information Extraction from Coarse Resolution Satellite Data, Part, 2. Forest biophysical parameters and carbon. In: *Methods and applications for remote sensing of forests: Concepts and case studies*, Wulder M. and S. Franklin (Eds). Kluwer Academic Publ. 519 pages.
- Clevers, J.G., 1988. The application of a weighted infrared-red vegetation indices for estimating leaf area index by correcting for soil moisture. *Remote Sensing of Environment*, 25 : 53-69.
- Clevers, J.G., 1989. The applications of a Weighted infrared-red vegetation index for estimating leaf area index by correcting soil moisture, *Remote sensing review*, 29 : 25-37.
- Combal, B., Baret, F., Weiss, M., Trubuil, A., Mace, D., Pragnère, A., Myneni, R., Knyazikhin, Y., Wang L., 2002. Retrieval of Canopy Biophysical Variables from Bidirectional Reflectance : Using Prior Information to solve the Ill-posed Inverse Problem. *Remote Sensing of Environment*, 84(1) : 1-15.
- Coops, N.C., Waring, R.H., Landsberg, J.J., 1998. Assessing forest productivity in Australia and New Zealand using a physiologically based model driven with averaged monthly weather data and satellite-derived estimates of canopy photosynthetic capacity. *Forest ecology and management*, 104 : 113-127.
- Coops, N.C. et Waring, R.H., 2001. The use of multiscale remote sensing imagery to derive regional estimates of forest growth capacity using 3-PGS. *Remote Sensing of Environment*, 75 : 324-334.
- Daughtry, C.S.T., Gallo, K.D. et Bauer, M.E., 1983. Spectral estimates of solar radiation intercepted by corn canopies. *Agro. J.* 75 : 527-531.

- Demetriades-Shah, T. H., Fuchs, M., Kanemasu, E.T., Flitcroft, I., 1992a. A note of caution concerning the relationship between cumulated intercepted solar radiation and crop growth. *Agric. For. Meteorol.* 58 : 1993-207.
- Demetriades-Shah, T. H., Kanemasu, E. T. et Flitcroft, I. D. 1992b. Comparison of ground and satellite-based measurements of the fraction of photosynthetically active radiation intercepted by tallgrass prairie. *Journal of geophysical research* 97 (no. D17), 18947-18950.
- Dohoo, I., Martin, W., Stryhn, H., 2003. *Veterinary epidemiologic research*. AVC. Inc. Prince Edouard Island, 305.
- ECOLEAP. 2001. www.cfl.forestry.ca/ECOLEAP Centre de foresterie des Laurentides. Service canadien des forêts. Ministère des ressources naturelles du Canada.
- Efron B., Tibshirani R.J., 1993. *An introduction to the bootstrap*. New York : Chapman et Hall, 436 pages.
- Eklundh, L., Harrie, L. et Kuusk, A., 2001. Investigating relationships between Landsat ETM+ sensor data and leaf area index in a boreal conifer forest. *Remote Sensing of Environment*, 78 : 239-251.
- Elvidge, C.D. et Lyon, R.J.P., 1985. Influence of rock-soil spectral variation on assessment of green biomass. *Remote Sensing of Environment*. 17 : 527-531.
- Fassnacht, K., Gower, S. T., Norman, J. M. et McMurtrie, R. E., 1994. A comparison of optical and direct methods for estimating foliage surface area index in forests. *Agricultural and Forest Meteorology*, 71 : 183-207.
- Fernandes, R., White, H. P., Leblanc, S., Pavlic, G., McNairn, H., Chen, J. M., et Hall, R.J., 2001. Examination of error propagation in relationships between leaf area index and spectral vegetation indices from Landsat TM and ETM. *Proceedings of the 23rd Canadian Remote Sensing Symposium*, Quebec City, Quebec, 41-51.
- Fournier, R.A., Mailly D., Walter J.-M.N., Soudani K., 2003. Indirect measurement of forest canopy structure from in situ optical sensors. In: *Methods and applications for remote sensing of forests: Concepts and case studies*, Wulder M. and S. Franklin (Eds). Kluwer Academic Publ., 519 pages.

- Fournier, R.A., Luther, J.E., Guindon, L., Lambert, M.-C., Piercey, D., Hall, R.J., Wulder, M.A., 2003b. Mapping aboveground tree biomass at the stand level from inventory information : test cases in Newfoundland and Quebec. *Canadian Journal of Forest Research*, 33 : 1846-1863.
- Franco-Lopez, H., Ek, A.R., Bauer, M.E., 2001. Estimation and mapping of forest stand density, volume, and cover type using the k-nearest neighbors method. *Remote Sensing of Environment*, 77 : 251-274.
- Franklin, S.E., Moskal, L.M., Lavigne, M.B., Pugh, K., 2000. Interpretation and classification of partially harvested forest stands in the Fundy model forest using multitemporal Landsat TM digital data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 26 (4) : 318-333.
- Franklin, S.E. and Wulder, M.E., 2002. Remote sensing methods in medium spatial resolution satellite data land cover classification of large areas. *Progress in Physical Geography*, 26(2) : 173-205.
- Frazer, G. W., Trofymov, J. A., et Lertzman, K. P., 1997. A method for estimating canopy openness, effective leaf area index, and photosynthetically active photon flux density using hemispherical photography and computerized image analysis techniques. Information Report BC-X-373, Pacific Forestry Centre, Victoria, BC.
- Gallo, K.P., Daughtry, C.S.T., and Bauer, M.E., 1985. Spectral estimation of absorbed photosynthetically active radiation in corn canopies. *Remote Sensing of Environment*. 17 : 221-232.
- Gemmell, F., 1998. An Investigation of Terrain Effects on the Inversion of a Forest Reflectance Model. *Remote Sensing of Environment*, 65 : 155-169.
- Gemmell, F., 1999. Estimating conifer forest cover with thematic mapper data using reflectance model inversion and two spectral indices in a site with variable background characteristics. *Remote Sensing of Environment*, 69 : 105-121.
- Gemmell, F. et Varjo, J., 1999. Utility of reflectance model inversion versus two spectral indices for estimating biophysical characteristics in a boreal forest test site. *Remote Sensing of Environment*, 68 : 95-111.

- Goel, N.S., et Strebel, D.E., 1984. Simple beta distribution representation of leaf orientation in vegetation canopies, *Agron. J.*, 76 : 800-802.
- Goel, N.S., 1989. Inversion of canopy reflectance models for estimation of biophysical parameters from reflectance data. In: Asrar, G. (Ed.), *Theory and Application of Optical Remote Sensing*. Wiley, New-York, 205-251.
- Goel, N.S., et Qin, W., 1994. Influences of canopy architecture on relationships between various vegetation indices and LAI and FPAR : a computer simulation. *Remote sensing reviews*, 10 : 309-347.
- Goetz, S. J. et Prince, S. D. 1995. Remote sensing of net primary production in boreal forests stands. *Agricultural and forest meteorology*. 78 : 149-179.
- Govarerts, Y.M., Versatraete, M.M., Pinty, B. et Gobron, N., 1999. Designing optimal spectral indices : a feasibility and proof of concept study. *International journal of remote sensing*, vol. 20 no. 9 : 1853-1873.
- Goward, S., Huemmrich, K. and Waring, R., 1994. Visible-near infrared spectral reflectance of landscape component in western Oregon. *Ecological applications*, 4 : 322-343.
- Goward S.N. et Huemmrich K.F., 1992. Vegetation Canopy PAR Absorptance and the Normalized Difference Vegetation Index : An Assessment Using the SAIL Model. *Remote Sensing of Environment*. 39 : 119-140.
- Goward, S.N., Markham, B., Dye, D.G., Dulaney, W., et Yang, J., 1991. Normalized difference vegetation index measurements from advanced very high resolution radiometer. *Remote Sensing of Environment*, 35 (2&3) : 259-279.
- Gower S.T., C.J. Kucharik et Norman, J.M., 1999. Direct and Indirect Estimation of Leaf Area Index, Fapar, and Net Primary Production of Terrestrial Ecosystems. *Remote Sensing of Environment*. 70 : 29-51.
- GTSE - Groupe de travail sur la stratification écologique, 1996. Cadre écologique national pour le Canada. Agriculture et Agroalimentaire Canada, Direction générale de la recherche, Centre de recherches sur les terres et les ressources biologiques, et Environnement Canada, Direction de l'état de l'environnement, Direction de l'analyse des écozones, Ottawa/Hull. Rapport et carte nationale 1/7 500 000.

- Hall, F. G., Huemmrich, K. F, Goetz, S. J., Sellers, P. J., and Nickeson, J. E., 1992. Satellite remote sensing of surface energy balance: success, failures, and unresolved issues in FIFE. *Journal of geophysical research*, 97(no.D17) : 19061-19089.
- Hall, F.G ., Huemmrich, F., Goward, S.N., 1990. Use of narrow-band spectra to estimate the fraction of absorbed photosynthetic active radiation. *Remote Sensing of Environment*, 32 : 47-54
- Hatfield, J.L., Asrar, G. et Kanemasu, E.T., 1984. Intercepted photosynthetically active radiation estimated by spectral reflectance. *Remote Sensing of Environement*. 14 : 65-75.
- Hatfield, L.E., Kanemasu, E.T., Asrar, G., Jackson, R.D., Pinter, P.J., Jr. Reginato, R.J. et Idso, S.B., 1985. Leaf-area estimates from spectral measurements over various planting dates of weat. *International Journal of Remote Sensing*, 6 : 167-175.
- Hipps, L.E. Asrar, G. et Kanemasu, E., 1983. Assessing the interception of photosynthetically active radiation in winter wheat. *Agricultural Meteorology*, 28 : 253-259.
- Holben, B. N., Kimes, D., et Fraser, R. S., 1986. Directional reflectance response in AVHRR red and near-IR bands for three cover types and varying atmospheric conditions. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 19 : 213-236.
- Holben, B.N., Tucker, C.J., and Fan, C.J., 1980. Spectral assessment of soybean lear area and leaf biomass. *Photogrammetric and Enginering Remote sensing*, 46 : 651-656.
- Horler D., et Ahern, F., 1986. Forestry information content of Thematic Mapper data. *International Journal of Remote Sensing*. 7 : 405-428.
- Houssard, C., et Escarre, J., 1981. Mesures de la quantité relative de feuillage par strates dans les taillis de chêne pubescent. *Annales des Sciences Forestières*, 38 : 449-468.
- Hu, B., Innannen, K., Miller, J.R., 2000. Retrival of leaf area index and canopy closure from CASI data over the BOREAS flux tower sites. *Remote Sensing of Environment*. 74 : 255-274.
- Huemmmrich, K.F., et Goward, S.N., 1990. Remote sensing of absorption of photosynthetically active radiation by vegetation canopies. In 1990 *International*

- Geoscience and Remote Sensing Symposium, Institute of Electrical and Electronic Engineers, University of Maryland, College Park, MD., 1213-1216.
- Huemmrich, K. F et Goward, S. N., 1997. Vegetation canopy PAR absorptance and NDVI: an assessment for ten tree species with the sail model. *Remote Sensing of Environment*, 61 : 254-269.
- Huete, A.R., 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25 : 294-309.
- Huete, A.R., Jackson, R.D., et Post, D.F., 1986. Spectral response of a plant canopy with different soil back-grounds. *Remote Sensing of Environment*, 17 : 37-53.
- Huete, A.R. et Jackson, R.D., 1987. The suitability of spectral indices for evaluating vegetation characteristics on arid range-lands. *Remote Sensing of Environment*, 15 : 155-165.
- Huete, A. R., Liu, H. Q., Batchily, K., et van Leeuwen, W., 1997. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images. *Remote Sensing of Environment*, 59 : 440-451.
- Hunt, E.R., Jr., et Rock, B.N., 1989. Detection of changes in leaf water content using near and middle-infrared reflectances. *Remote Sensing of Environment*, 30 : 43-54.
- Jackson, R.D. 1983. Spectral indices in n-space, *Remote Sensing of Environment*. 13 : 409-421.
- Jackson, R.D. 1986. Spectral response of architecturally different wheat canopies. *Remote Sensing of Environment*. 20 : 43-56.
- Jackson, R.D., Pinter, P.J., Idso, S.B., et Reginato, R.J., 1979. Wheat spectral reflectance : interaction between crop configuration, sun elevation and azimuth angle. *Appl. Opt.*, 18 : 37730-3732.
- Jordan, C.F., 1969. Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor. *Ecology*, 50 : 663-666.
- Kanemasu, E.T., 1974. Seasonal canopy reflectance patterns of wheat, sorghum and soybean, *Remote Sensing of Environnement*, 3 : 43-47.

- Kaufman, Y.J., 1989. The atmospheric effect on remote sensing and its correction. In Theory and applications of optical remote sensing, edited by G. Asrar (New York; Wiley), 336-428.
- Kaufman, Y.J., et Tanré, D., 1992. Atmospherically resistance vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS. IEEE Transaction on Geoscience and remote sensing, 30 : 261-270.
- Kauth, R.J. et Thomas, G.S., 1976. The tassled cap – a graphic description of spectral-temporal development of agricultural crops as seen by Landsat. Proceedings: 2nd international symposium on machine processing of remotely sensed data. West Lafayette, IN: Purdue University.
- Ker, M.F., 1984. Biomass equations for seven major maritimes tree species. Can. For. Serv. Marit. For. Res. Cent. Inf. Rep. M-X-148.
- Knipling, E.B., 1970. Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation from vegetation. Remote Sensing of Environment, 1 : 155-159.
- Kollenkark, J.C., Vanderbilt, V.C., Bauer, M.E. et Housley, T.L., 1982. Effect of cultural practices on agronomic and reflectance characteristics of soybean canopies. Aronomical Journal. 74 : 751-740.
- Kumar, M., and Monteith, J.L., 1982. Remote sensing of plant growth. In : H. Smith (Editor), Plants and the daylight spectrum. Academic press, London. 133-144.
- Landsberg, J.J., 1986. Physiological ecology of forest production. Academic Press. Sydney.
- Landsberg, J.J. et Gower S.T., 1997. Application of physiological ecology to forest management. Academic press San Diego Californie.
- Landsberg, J.J., Prince, S.D., Jarvis, P.G., McMurtrie, R.E., Luxmoore, R., and Medlyn, B.E. 1997. Energy conversion and use in forests : An analysis of forest production in terms of radiation utilisation efficiency. In « The Use of Remote Sensing in the modeling of Forest Productivity at Scales from the Stand to the Globe » (H.L. Gholz, K. Nakane , and H. Shimoda, Eds) Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, The Netherlands. 325 pages.

- Landsberg, J. J. et Waring, R. H., 1997. A generalised model of forest productivity using simplified concepts of radiation-use efficiency, carbon balance and partitioning. *Forest Ecology and Management*, 95 : 209-228.
- Lang, A.R.G., Xiang, X., et Norman, J. M., 1985. Crop structure and the penetration of direct sunlight. *Agricultural and Forest Meteorology*, 35 : 83-101.
- Lang, A.R.G., McMurtrie, R.E., Benson, M. L., 1991. Validity of surface area indices of *Pinus radiata* estimated from transmittance of sun's beam. *Agricultural and Forest Meteorology*, 57 : 157-170.
- Lang, A.R.G., et Xiang, Y., 1986. Estimation of leaf area index from transmission of direct sunlight in discontinuous canopies. *Agricultural and Forest Meteorology*, 37 : 229-243.
- Leblanc, S.G., Chen, J. M., et Kwong, M., 2002. Tracing radiation and architecture of canopies. TRAC Manual Version 2.1. Natural Resources Canada, Canada Centre for Remote Sensing, Ottawa, Ont.
- Levene, H., 1960. In *Contributions to Probability and Statistics: Essays in Honor of Harold Hotelling*, I. Olkin et al. eds., Stanford University Press, 278-292.
- Li, Z., et Moreau, L., 1996. A new approach for remote sensing of canopy-absorbed photosynthetically active radiation. I : Total surface absorption. *Remote Sensing of Environment*. 55 : 175-191.
- Li, X. et Strahler, A.H., 1986. Geometrical-optical bidirectional reflectance modeling of a conifer forest canopy, *IEEE Trans. on Geosci. and Rem. Sens.*, 24(6) : 906-919.
- Manly BFJ., 1997. *Randomization, bootstrap and Monte Carlo methods in biology*. New York : Chapman et Hall, 399 pages.
- Mitchell, P. L., et Whitmore, T. C., 1993. Hemispherical Photographs in forest ecology. OFI Occasional Papers N° 44, Oxford Forestry Institute, Department of Plant Sciences, University of Oxford.
- Monteith, J.L., 1977. Climate and the efficiency of crop production in Britain. *Philosophical transaction of the Royal Society of London, ser. B.*, vol. 281 : 277-294.

- Moreau, L. et Li, Z., 1996. A new approach for remote sensing of canopy absorbed photosynthetically active radiation II: proportion of canopy absorption. *Remote Sensing of Environment*, 55: 192-204.
- Myneni, R. B. et Williams, D. L., 1994. On the relationship between FAPAR and NDVI. *Remote Sensing of Environment*, 49 : 200-211.
- Myneni, R., Arsar, G., Tanré, D. et Choudbury, B., 1992. Remote sensing of solar radiation absorbed and reflected by vegetated land surfaces. *IEEE transaction geosciences and remote sensing*, 30 : 302-314.
- NCSS, Inc. 2000. NCSS. [En-line] Disponible URL: <http://www.ncss.com>
- Neumann, H. H., den Hartog, G., et Shaw, R. H., 1989. Leaf area measurements based on hemispheric photographs and leaf-litter collection in a deciduous forest during autumn leaf-fall. *Agricultural and Forest Meteorology*, 45 : 325-345.
- Newcomer, J. Landis, D., Conrad, S., Curd, S., Huemmrich, K., Knapp, D., Morrell, A., Nickeson, J., Papagno, A., Rinker, D., Strub, R., Twine, T., Hall, F., et Sellers, P., 2000. Collected data of the Boreal Ecosystem-Atmosphere Study, 12 CD-ROM Pack: First Edition, March 2000, NASA Goddard Space Flight Center, NP-2000-2-014-GSFC.
- Norman, J.M., 1975. Radiative transfer in vegetation. In : Heat and mass transfer in the biospher. I. Transfer process in plant environment (D.A. Devries and N.H. Afgan, eds.), Wiley, New York.
- O'Neill, N.T., A. Royer et M.N. Nguyen, 1996. Canadian Advanced Modified > 5S (CAM5S), Rapport CARTEL 1996-020, 30 pages.
- Palm, R., 2002. Utilisation du bootstrap pour les problèmes statistiques liés à l'estimation des paramètres. *Biotechnol. Agron. Soc. Environ.*, 6 (3) : 143-153.
- Pearson, R.L., et Miller, L.D., 1972. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the short-grass Prairie, Pawnee National Grasslands, Colorado, in Proc. 8th international Symposium on remote sensing of environment., ERIM, Ann Arbor, MI, 1357-1381.

- Perron, J-Y., 1985. Tarif de cubage : volume marchand brut. Direction des inventaires forestiers. MRNFPQ., 66 pages.
- Pierce, L. L., et Running S. W., 1988. Rapid estimation of coniferous forest leaf area index using a portable integrating radiometer. *Ecology*, 69 : 1762-1767.
- Pinter, P., 1993. Solar angle independence in the relationship between absorbed PAR and remotely sensed data for alfalfa, *Remote Sensing of Environment*, 46 : 19-25
- Pinty, B., and Versaete, M.M., 1992. GEMI; a non-linear index to monitor global vegetation from satellites. *Vegetatio*, 101 : 15-20.
- Privette, J. L., Myneni, R.B., Knyazikhin, Y., Mukufute, M., Roberts, G., Tian, Y., Wang, Y., et Leblanc, S.G., 2002. Early spatial and temporal validation of MODIS LAI product in Africa. *Remote Sensing of Environment*, 83 : 232-243.
- Prince, S.D., 1991. A model of regional primary production for use with coarse-resolution satellite data. *International Journal of Remote Sensing*, 12(6) : 1313-1330.
- Québec (Gouvernement du). Ministère des Ressources naturelles. Service des inventaires forestiers, 2002. Normes d'inventaire forestiers : Les placettes-échantillons temporaires, peuplements de 7m et plus de hauteur.
- Rich, P. M., 1990. Characterizing plant canopies with hemispherical photographs. *Remote Seding Review*, 5 : 13-29.
- Richardson, A.J., et Wiegand, C.L., 1977. Distinguishing vegetation from soil background information. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 43 : 1541-1552.
- Robitaille, A. et J.-P. Saucier, 1995. Paysages régionaux du Québec méridional, Sainte-Foy, Les Publications du Québec, 213 pages.
- Rosema, A., Verhoef, W., Noorbgen, H., Borgesius, J.J., 1992. A new forest light interception model in support of forest monitoring. *Remote Sensing of Environment*, 42 : 23-41.
- Ross, J., 1981. The Radiation Regime and Architecture of Plant Stands. Publication W. Junk, The Hague. 391 pages.

- Ross, P.J., Henzell, E.F., and Ross, D.R., 1972. Effects of nitrogen and light in grass-legume pastures-a systems analysis approach. *Journal of Applied Ecology*, 9 : 535-556.
- Roujean J.-L. and Breon F.-M., 1995. Estimating PAR Absorbed by Vegetation from Bidirectional Reflectance Measurements. *Remote Sensing of Environment*, 51 : 375-384.
- Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., et Deering, D.W., 1973. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS-1. *Proceedings of the third earth resources technology satellite symposium*, 1 : 309-317.
- Running, S.W., Hunt, E.R., Nemani, R. et Glassy, J., 1994. Modis LAI and FPAR. MODIS algorithm doc., NASA. 19 pages.
- Russell, G., Jarvis, P.G., et Monteith, J.L., 1989. Absorption of radiation by canopies and stand growth. *Plant canopies; Their growth, form and function.* (G.Russell, B. Marshall et P.G. Jarvis, Eds.), Cambridge University Press, New York, 21-39.
- Savoie, C. E., 1996. Validation d'un modèle d'estimation de la productivité forestière sur une base régionale au Québec à partir de l'imagerie satellitale AVHRR de NOAA. Mémoire de maîtrise de l'Université de Sherbrooke. Département de géographie et télédétection. 58 pages.
- Sellers, P.J., 1985. Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration *International Journal of remote sensing*, 6 : 1335-1372.
- Sellers, P.J., 1987. Canopy Reflectance, Photosynthesis, and Transpiration. II. The role of Biophysics in the Linearity of Their Interdependence. *Remote Sensing of Environment*. 21 : 143-183.
- Shao, J. et Tu, D., 1995. *The Jackknife and Bootstrap*. Éditions Springer-Verlag, New York.
- Sokal, R., Rohlf J., 1994. *Biometry*. Éditions W.H. Freeman & Company, 3^e édition. 887 pages.
- Soudani, K. et Bréda, N., 2002. Analyse bibliographique des différentes méthodes de mesures du LAI en forêt, au regard d'objectifs donnés. *Précis méthodologiques à l'usage des utilisateurs*, in press. GIP-INRA, France.

- Spanner, M. A., Pierce, L. L., Peterson, D. L., et Running, S. W., 1990. Remote sensing of temperate coniferous forest leaf area index : The influence of canopy closure, understory vegetation and background reflectance. *International Journal of Remote Sensing* 11, no. 1 : 95-111.
- S-PLUS 6 for Windows Guide to Statistics, 2001. Insightful Corporation, Seattle, WA., Volume 2. 622 pages.
- Steinmetz, S., Guerif, M., Delecolle, R. et Baret, F., 1990. Spectral estimates of the absorbed photosynthetically active radiation and light-use efficiency of a winter deficiencies. *International journal of remote sensing*. Vol. 11 no 10 : 1797-1808.
- Stenberg, P., Kuuluvainen, T., Kellomäki, S., Grace, J.C., Jokela, E.J., Gholz, H.L., 1994. Crown structure, light interception and productivity of pine trees and stands. *Ecol. Bull. (Copenhagen)* 43 : 20-34.
- Stenberg, P. S., Linder, S., Smolander, H., et Flower-Ellis, J., 1994b. Performance of the LAI-2000 plant canopy analyzer in estimating leaf area index of some Scots Pine stands. *Tree Physiology*, 14 : 981-995.
- Ter-Mikaelian, M.T., et Korzukhin, M.D., 1997. Biomass equations for sixty-five North American tree species. *Forest Ecology and Management*. 1 : 1-24
- Tian, Y., Woodcock, C.E, Wang, Y., Privette, J.L., Shabanov, N.V., Zhou, L., Buermann, W., Dong, J., Veikkanen, B, Hame, T., Ozdogan, M., Knyazikhin, Y., et Myneni, R.B., 2002. Multiscale Analysis and validation of the MODIS LAI Product over Maun, Botswana, II: Sampling strategy. *Remote Sensing of Environment*, 83 : 431-441.
- Tickle, P.K., Coops, N.C., Hafner, S.D., The Bago Science Team, 2000. Assessing forest productivity at local scales across a native eucalypt forest using a process model, 3PG-SPATIAL. *Forest Ecology and Management*. 5366 : 1-17.
- Tickle, P., Hafner, S. et Coops, N., 1999. The Landscape scale application of 3PG-SPATIAL over Bago-Maragle state forest, N.S.W. Draft Report. A research bureau of Agriculture, Fisheries and Forestry – Australia and CSIRO Forestry and Forest Products. 103 pages.

- Tucker, C.J., 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation, *Remote Sensing of Environment*, 8 : 127-150
- Vanderbilt, V.C., Kollenkark, J.C., Biehl, L.L., Robinson, B.F., Bauer, M.E., et Ranson, K. J. 1981. Diurnal changes in reflectance factor due to sun-row direction interactions. In : *International Colloquium on Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing*, Avignon, France, 8-11 Sept., Les colloques de l'INRA no 5, ed. INRA, Versailles, 499-508.
- Wagner, S., 2001. Relative radiance measurements and zenith angle depend segmentation in hemispherical photography. *Agriculture and Forest Meteorology*, 107 : 103-115.
- Walter, J.-M. N., Fournier, R. A., Soudani, K., et Meyer E., 2002. Integrating clumping effects in forest canopy structure : an assessment through hemispherical photographs. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 29, (3) : 388-410.
- Walter-Shea, E. A., Blad, B. L., Hays, C. J., Mesarch, M. A., Deering, D. W., et Middleton, E. M., 1992. Biophysical properties affecting vegetative canopy reflectance and absorbed photosynthetically active radiation at the FIFE site. *Journal of geophysical research*. 97(no. D17) : 18925-18934.
- Wang, Y., Woodcock, C.E., Buermann, W., Stenberg, P., Voipio, P., Smolander, H., Häme, T., Tian, Y., Hu, J., Knyazhin, Y., Myneni, R., 2003. Validation of the MODIS LAI product in coniferous forest of Ruokolahti, Finland. *Soumis à Remote Sensing of Environment*.
- Wanjura, D.F. et Hatfield, J.L., 1987. Sensitivity of spectral vegetation indices to crop biomass. *Trans. ASAE*, 30 : 810-816.
- Weiser, R.L., Asrar, G., Miller, G.P., et Kanemasu, E.T., 1986. Assessing grassland characteristics from spectral measurements. *Remote Sensing of Environment*, 20 : 141-152.
- Welles, J. M., 1990. Some indirect methods of estimating canopy structure. *Remote Sensing of Environment*, 5 : 31-43.
- Welles, J. M., et Cohen, S., 1996. Canopy structure measurement by gap fraction analysis using commercial instrumentation. *Journal of Experimental Botany*, 47 : 1135-1342.

- Welles, J. M. et Norman, J. M., 1991. Instrument for indirect measurement of canopy architecture. *Agronomy Journal*, 83 : 818-825.
- Wiegand, C.L., Gausman, H.W., Cuellar, J.A., German, A.H. et Richardson, A.J., 1974. Vegetation density as deduced from ERTS-1 MSS response. Third ERST symposium., U.S. Government Printing Office, Washington, DC, 1 : 93-116.
- Wiegand, C.L. et Richardson, A.J., 1984. Leaf area, light interception and yield estimates from spectral components analysis. *Agronomy J.*, 76 : 543-548.
- Williams, D.L., 1991. A comparison of spectral reflectance properties at the needle, branch, and canopy level for selected conifer species. *Remote Sensing of Environment*, 35 : 79-93.
- Wilson, E.H., et Sader, S.A., 2002. Detection of forest harvest type using multiple dates of Landsat TM imagery. *Remote Sensing of Environment*, 80 : 385-396.
- Woodman, J. N., 1971. Variation of net photosynthesis within the crown of a large forest-grown conifer. *Photosynthetica*, 5 (1) : 50-54.